

ISSN 2773-9236 (Online)



วารสารวิศวกรรมไฟฟ้าไทย

Thailand Electrical Engineering Journal



Vol.3 No.2

May – August 2023

สมาคมวิชาการทางวิศวกรรมไฟฟ้า (ประเทศไทย)

Electrical Engineering Academic Association (Thailand) - EEAAT

140 ถนนเชื่อมสัมพันธ์ แขวงกระทุ่มราย

เขตหนองจอก กรุงเทพมหานคร 10530

ที่ปรึกษา

ศาสตราจารย์ ดร. ประยุทธ์	อัครเอกผาลิน	คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ
ศาสตราจารย์ ดร. อภิรัฐ	ศิริธราธิวัตร	คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยขอนแก่น
ศาสตราจารย์ ดร. โกสินทร์	จำนงไทย	คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี
รองศาสตราจารย์ ดร. ชัยวุฒิ	ฉัตรอุทัย	คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
รองศาสตราจารย์ ดร. อธิคม	ฤกษ์บุตร	คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีมหานคร
ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. สมชัย	หิรัญวโรดม	คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรี
ผู้ช่วยศาสตราจารย์ เดชา	วิไลรัตน์	คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยมหิดล
ผู้ช่วยศาสตราจารย์ พินิจ	เทพสาร	คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ
อาจารย์ ธนวิทย์	ชลธิกาวิทย์	คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่

บรรณาธิการ

ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.จิรวดี	ผลประเสริฐ	คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
------------------------------	------------	-------------------------------------

รองบรรณาธิการ

รองศาสตราจารย์ บุญเลิศ	สื่อเชย	คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเอเชียอาคเนย์
ผู้ช่วยศาสตราจารย์.ดร. สุพัฒน์	นิรัคชนาภรณ์	คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยรังสิต
ผู้ช่วยศาสตราจารย์.ดร. กนกวรรณ	เรืองศิริ	คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีจิดจระด

ผู้ช่วยบรรณาธิการ

ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. สรวุฒิ	วัฒนวงศ์พิทักษ์	คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. พินิจ	เนื่องภิรมย์	คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีล้านนา

สารบัญ

Research Articles

การศึกษาเปรียบเทียบการพยากรณ์ระดับน้ำด้วยอัลกอริทึม ANN และ XGBoost กรณีศึกษาแม่น้ำป่าสัก สุรศักดิ์ พบวันดี, และ ญัฐฐ์ โธธนาทรัพย์.....	1
การออกแบบและพัฒนาโครงข่ายทฤษฎีฟuzzyเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่ายด้วยหลักการกำหนดค่าพารามิเตอร์สอดคล้อง หลายค่าแบบปรับปรุงตัวเอง กรรณัทกมล ภูครองหิน, เอกบดี เมืองกลาง, ปรีชา สมหวัง, เด่น คอกพิมาย, ญัฐพงษ์ วงศ์บับพา, และ วิภาณุณะ ฉินยาทุ.....	5
การค้นหาคำศัพท์ทางอารมณ์ของวัตถุด้วยการประมวลผลจากเทรซทรานฟอร์มโดเมน ญัฐพงษ์ จันทร์แดง, สุรัชย์ องกิตติกุล, คงญัฐ รัตนรังสรรค์, กนกสม ชูติโสวรรณ, และ จิราวุธ สุวัชรกุลธร.....	9
ผลของหุ่นลอยน้ำสี่เท้ากับหุ่นลอยน้ำสี่ดำที่มีผลต่อการผลิตกำลังไฟฟ้าของแผงเซลล์แสงอาทิตย์แบบสองหน้า พีรภูมิ รัตนวิชัย, ทัพย์วรรณ พิงสุวรรณรักษ์, ภาคิน อินทร์เจริญ, ศุภญัฐ เลหาวิโรจน์, ดวงกมล ประเสริฐดี, สุคมัย รัตนธรรม, และ ฮิเดกิ ค้าชาย.....	13
A preference-based matching mechanism for participants in peer-to-peer energy market Chuppawit Sompoh, Pikkanate Angaphiwatchawal, and Surachai Chaitusaney.....	17
BreathSmart Pro+: นวัตกรรมเครื่องตรวจสมรรถภาพและบริหารปอดพร้อมกับตรวจวัดค่าความอิ่มตัวของออกซิเจนใน เลือด (SpO2) สำหรับการฟื้นฟูหลังจาก COVID-19 ศราวุธ ชัยมูล, ธเนศ คณะดี, นงลักษณ์ เมธากาญจน์ศักดิ์, ชัยพรชัย พิมพศักดิ์, พิเชษฐ เรืองสุขสุด, และ ธนวรรณ ติรเมธา.....	21

วัตถุประสงค์

วิศวกรรมสารไฟฟ้าไทย เป็นวารสารที่มีวัตถุประสงค์ เพื่อคัดสรรผลงานวิจัย บทความวิชาการ และบทความปริทรรศน์ที่มีคุณภาพโดยผ่านการพิจารณาจากคณะกรรมการผู้ทรงคุณวุฒิ เพื่อลงตีพิมพ์ในวารสาร และทำการเผยแพร่เพื่อนำเสนอแนวคิด นวัตกรรม และผลงานวิจัยใหม่ทางด้านทางวิศวกรรม วิทยาศาสตร์ และเทคโนโลยีที่ทันสมัยและมีคุณภาพ รวมถึงมีการพัฒนาในด้านทฤษฎี การออกแบบ และการนำไปประยุกต์ใช้ในสาขาวิศวกรรมไฟฟ้าและสาขาที่เกี่ยวข้อง เพื่อเป็นการแลกเปลี่ยนองค์ความรู้ด้านวิศวกรรมไฟฟ้าแก่อาจารย์มหาวิทยาลัย นักวิชาการ นักวิจัย องค์กรทั้งภาครัฐและเอกชน ตลอดจนนิสิตนักศึกษา และผู้ที่สนใจ

ซึ่งครอบคลุมงานวิจัยหลากหลายสาขาวิชาที่สอดคล้องกัน ดังต่อไปนี้

- ไฟฟ้ากำลัง
- การประมวลผลสัญญาณดิจิทัล
- อิเล็กทรอนิกส์กำลัง
- โฟโตนิกส์
- ไฟฟ้าสื่อสาร
- วิศวกรรมชีวการแพทย์
- ระบบควบคุมและการวัดคุม
- คอมพิวเตอร์และเทคโนโลยีสารสนเทศ
- อิเล็กทรอนิกส์
- พลังงานหมุนเวียน
- งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับวิศวกรรมไฟฟ้า

ทั้งนี้วิศวกรรมสารรับตีพิมพ์ต้นฉบับผลงานทั้งในรูปแบบภาษาไทยและภาษาอังกฤษ

นโยบาย

วิศวกรรมสารไฟฟ้าไทย เป็นวารสารที่มีกระบวนการพิจารณาบทความประเภท Double-blind peer review จากผู้ทรงคุณวุฒิ 2 ท่าน เพื่อคัดสรรบทความที่มีคุณภาพลงตีพิมพ์ในวารสาร โดยมีกำหนดการออกเผยแพร่ปีละ 3 ฉบับ คือ ฉบับที่ 1 เดือนมกราคม – เมษายน ฉบับ 2 เดือนพฤษภาคม – สิงหาคม และฉบับที่ 3 เดือนกันยายน – ธันวาคม สำหรับเงื่อนไขในการพิจารณาบทความ ทางกองบรรณาธิการของวารสารฯ จะพิจารณาเฉพาะผลงานที่ไม่เคยเสนอหรือกำลังเสนอเพื่อตีพิมพ์ในวารสารวิชาการใดมาก่อน หากงานวิจัยใดมีความเกี่ยวข้องกับมนุษย์หรือสัตว์ทดลอง วารสารฯ จะรับพิจารณาเฉพาะบทความที่มีหลักฐานยืนยันว่าโครงการวิจัยดังกล่าวได้ผ่านการรับรองเชิงจริยธรรมจากคณะกรรมการจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์หรือสัตว์ทดลองแล้วเท่านั้น สำหรับงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับมนุษย์ เจ้าของผลงานนิพนธ์ต้องแสดงให้เห็นว่าผู้เข้าร่วมการทดลองได้รับทราบข้อมูลและตัดสินใจเข้าร่วมการทดลองด้วยความสมัครใจ

ทั้งนี้การอนุมัติให้ลงตีพิมพ์ขึ้นอยู่กับผลการพิจารณาจากกองบรรณาธิการวิศวกรรมสารไฟฟ้าไทย ซึ่งถือเป็นขั้นสุดท้าย

การส่งบทความ

ผู้เขียนบทความจะต้องสมัครสมาชิกในระบบและส่งบทความในรูปแบบ Microsoft Word หรือ PDF
มายัง URL: <https://www.tci-thaijo.org/index.php/nuej>

พร้อมด้วยส่ง TEEJ Form ซึ่งประกอบไปด้วย

1. แบบฟอร์มการจดลิขสิทธิ์ (TEEJ Copyright Form)
2. แบบฟอร์มการส่งบทความ (TEEJ Submission Form)
3. แม่แบบวิศวกรรมไฟฟ้าไทย (TEEJ Template)

ที่อยู่กองบรรณาธิการ

กองบรรณาธิการวิศวกรรมสารไฟฟ้าไทย (TEEJ)
สมาคมวิชาการทางวิศวกรรมไฟฟ้า (ประเทศไทย) (EEAAT)
ห้อง 409, ตึก F, 140 ถนนเชื่อมสัมพันธ์
แขวงกระทู้มราย เขตหนองจอก
กรุงเทพฯ 10530
โทรศัพท์: +662-988-3655 ต่อ 2216 โทรสาร: +662-988-4026
อีเมล: admin@eeaat.or.th, jirawadeep@nu.ac.th

การศึกษาเปรียบเทียบการพยากรณ์ระดับน้ำด้วยอัลกอริทึม ANN และ XGBoost กรณีศึกษาแม่น้ำป่าสัก

Comparative study of ANN and XGBoost in Water Level Prediction: A Case Study of the Pasak River in Thailand

สุรศักดิ์ พบวันดี¹ และ ณัฐฐ์ โอธนาทรัพย์²

¹นักศึกษาลัทธิศาสตร์วิทยาศาสตร์มหาบัณฑิต การจัดการนวัตกรรมการเทคโนโลยีดิจิทัล บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยเอเชียอาคเนย์ popwandee@gmail.com

²อาจารย์ประจำหลักสูตรวิทยาศาสตร์มหาบัณฑิต การจัดการนวัตกรรมการเทคโนโลยีดิจิทัล บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยเอเชียอาคเนย์ nuto@sau.ac.th

บทคัดย่อ

ประเทศไทยประสบปัญหาภัยธรรมชาติขาดแคลนน้ำในฤดูแล้ง ในขณะที่น้ำท่วมในฤดูมรสุม การคาดการณ์ระดับน้ำล่วงหน้าได้อย่างแม่นยำจึงเป็นความท้าทายในกระบวนการตัดสินใจ เพื่อควบคุมระดับน้ำในแม่น้ำสายต่าง ๆ ให้อยู่ในระดับที่เหมาะสม รวมถึงการแจ้งเตือนภัยล่วงหน้า เพื่อลดผลกระทบที่จะเกิดจากภัยน้ำแล้งและน้ำท่วมได้อย่างมีประสิทธิภาพ อันจะนำไปสู่การบริหารจัดการทรัพยากรน้ำอย่างยั่งยืน

งานวิจัยนี้ได้มุ่งศึกษาเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ด้วยการใช้อัลกอริทึมที่ได้รับความนิยม ได้แก่ Artificial Neuron Network (ANN) และ Extreme Gradient Boost (XGBoost) โดยใช้ข้อมูลสภาพอากาศจากสถานีวัดค่าบริเวณลุ่มแม่น้ำป่าสักตอนบน เพื่อพยากรณ์ระดับน้ำริมตลิ่งบริเวณสถานีวัดระดับน้ำ PAS004 ซึ่งในช่วงเวลาทดลองมีระดับน้ำเฉลี่ย 61.89 ม. สูงสุด 68.23 ม. และต่ำสุด 58.96 ม. การเปรียบเทียบประสิทธิภาพใช้ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยสัมบูรณ์ Mean Absolute Error (MAE) ผลการทดลองพบว่าอัลกอริทึม ANN และอัลกอริทึม XGBoost สามารถพยากรณ์ได้ใกล้เคียงกัน ผลการพยากรณ์ระดับน้ำ ณ เวลาที่พยากรณ์ (เวลา t) แบบจำลองที่สร้างด้วยอัลกอริทึม ANN มีค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยสัมบูรณ์ MAE เท่ากับ 2.42 ซม. อัลกอริทึม XGBoost มีค่า MAE เท่ากับ 3.14 ซม. โดยที่อัลกอริทึม ANN ใช้หน่วยความจำของเครื่องคอมพิวเตอร์และใช้เวลาในกระบวนการเรียนรู้มากกว่าอัลกอริทึม XGBoost

คำสำคัญ: การเรียนรู้ของเครื่อง การพยากรณ์ระดับน้ำ แม่น้ำป่าสัก

Abstract

Flooding and drought are some of the natural disasters in Thailand. It is a challenge to manage water resources to control the water level. However, many dams have been built to sufficiently hold Thailand's water resource reservation in the dry season. Oversupply water retention lead to flooding in the rainy season. Accurate forecasting of water level is, therefore, one of the important factors to make a decision-making process in controlling water level. This research aims to study machine learning techniques for water level prediction in the Pasak River basin. Extreme Gradient Boosting, a useful machine learning technique, has been implemented. Water level and precipitation of stations PAS001, PAS002,

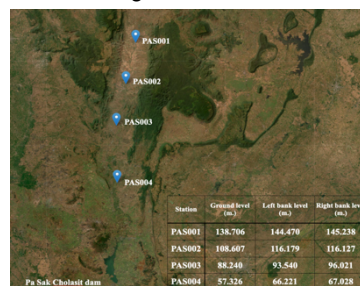
PAS003, and PAS004 are variables, and water level in PAS004 is the target prediction. The study found that ANN and XGBoost algorithm are accurate in predicting water levels. The evaluation means absolute error (MAE) by ANN is 2.42 cm. and XGBoost is 3.14 cm. The ANN algorithm uses computer's memory much more and takes time for learning process longer than XGBoost.

Keywords: Machine learning, Water level prediction, Artificial Neuron Network, XGBoost

1. ข้อมูลทั่วไป

ประเทศไทยประสบปัญหาภัยธรรมชาติ ทั้งน้ำแล้งและน้ำท่วมในหลายพื้นที่ ส่วนหนึ่งมาจากสภาพภูมิประเทศ และการเปลี่ยนแปลงสภาพอากาศ ความท้าทายในการบริหารจัดการทรัพยากรน้ำตามแม่น้ำสายหลักคือการควบคุมปริมาณน้ำให้ไม่ใช้เพียงพอนในฤดูแล้งและไม่มากเกินไปในฤดูฝน โดยเฉพาะอย่างยิ่งในพื้นที่แม่น้ำป่าสัก ซึ่งมีลักษณะทอดตัวยาวจากต้นน้ำบริเวณจังหวัดเลย ไหลลงทางทิศใต้ผ่านจังหวัดเพชรบูรณ์ ลพบุรี สระบุรี และ พระนครศรีอยุธยา ในฤดูฝนหรือฤดูน้ำหลากจะมีน้ำท่วมริมตลิ่งสร้างผลกระทบต่อประชาชนในพื้นที่ลุ่มต่ำในหลายพื้นที่ อย่างไรก็ตามน้ำจะไหลผ่านพื้นที่และทำให้ประสบปัญหาน้ำแล้งตามมา

การสร้างเขื่อนป่าสักชลสิทธิ์ช่วยให้สามารถกักเก็บน้ำสำรองไว้ในฤดูแล้งและลดผลกระทบจากน้ำท่วมในพื้นที่ได้เขื่อนในฤดูมรสุมอย่างไรก็ตามการบริหารจัดการทรัพยากรน้ำให้สามารถมีน้ำใช้เพียงพอและไม่มากเกินไป จำเป็นต้องมีการคาดการณ์ระดับน้ำล่วงหน้าที่เหมาะสม การศึกษานี้ได้ศึกษาการพยากรณ์ระดับน้ำล่วงหน้าตามแนวแม่น้ำป่าสักตอนบน เพื่อเป็นทางเลือกในกระบวนการตัดสินใจสำหรับการบริหารจัดการทรัพยากรน้ำได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง หรือ Machine Learning



รูปที่ 1 สภาพภูมิประเทศพื้นที่ศึกษาลุ่มแม่น้ำป่าสักตอนบน

2. ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

จากการศึกษาค้นคว้างานวิจัยที่เกี่ยวข้องพบว่าการวิจัยเพื่อพยากรณ์น้ำท่วมในลุ่มน้ำมูลตอนล่าง ด้วยเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมในกระบวนการเรียนรู้ด้วยเครื่อง โดยใช้ข้อมูลระดับน้ำรายชั่วโมงจากสถานีต่างๆ เป็นตัวแปรนำเข้า ผลการพยากรณ์ระดับน้ำล่วงหน้า 24 และ 48 ชั่วโมง มีความคลาดเคลื่อนประมาณ 8.7 และ 12.7 เซนติเมตร[1]

สำหรับในลุ่มแม่น้ำเจ้าพระยามีผู้ศึกษาเพื่อพัฒนาและประยุกต์ใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเช่นเดียวกัน โดยใช้ข้อมูลระดับน้ำและปริมาณน้ำฝนบริเวณเหนือชุมชนจากสถานีวัดระดับน้ำลุ่มน้ำเจ้าพระยาตอนล่าง และข้อมูลระดับน้ำจากเครื่องวัดระดับน้ำในคลองทับน้ำและเครื่องวัดปริมาณน้ำฝนที่ติดตั้งในพื้นที่ชุมชนเป็นข้อมูลนำเข้า ซึ่งจากการทดลองพบว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถพยากรณ์ระดับน้ำรายวันมีประสิทธิภาพ การพยากรณ์รายสัปดาห์และรายเดือนมีความแม่นยำน้อยลงตามระยะเวลาที่ยาวนานขึ้น[2]

นอกจากนี้การเรียนรู้ด้วยเครื่องยังถูกนำไปใช้สำหรับการพยากรณ์ระดับน้ำในต่างประเทศ อาทิ ประเทศเกาหลี Changhyun Choi และ Jungwook Kim ได้ทำการศึกษาเพื่อพยากรณ์ระดับน้ำในเขตลุ่มน้ำ Upo wetland โดยแบ่งชุดข้อมูลตามห้วงระยะเวลา กล่าวคือห้วงการฝึกสอนการเรียนรู้ด้วยเครื่องใช้ข้อมูลห้วงวันที่ 1 เม.ย. 2009 ถึง 31 มี.ค. 2013 และข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบอยู่ในห้วงวันที่ 1 เม.ย. 2013 ถึงวันที่ 31 มี.ค. 2015[3]

รวมทั้งยังมีการศึกษาเปรียบเทียบการเรียนรู้ของเครื่องในงานลักษณะเดียวกัน ด้วยเทคนิค Artificial Neuron Network, Support Vector Regression และ Extreme Gradient Boost เพื่อพยากรณ์ระดับน้ำในอ่างเก็บน้ำในเมืองเซลังงอ ประเทศมาเลเซีย ด้วยข้อมูลปริมาณน้ำฝน อุณหภูมิ และการระเหยของน้ำ ผลการทดลองพบว่า XGBoost และการเพิ่มข้อมูลระดับน้ำย้อนหลัง 1 วันให้ผลการพยากรณ์ดีที่สุด ประเมินผลด้วย R-Square เท่ากับ 0.92[4]

2.1 การเรียนรู้ของเครื่อง

การเรียนรู้ของเครื่อง หมายถึงการพัฒนาอัลกอริทึมสำหรับคอมพิวเตอร์ในการประมวลผลข้อมูลให้นำไปสู่การตอบสนองที่มีความฉลาด ภายใต้สภาวะแวดล้อมที่มีพัฒนาการของข้อมูล กระบวนการทางสถิติ ด้วยพลังการคำนวณอย่างรวดเร็วไปด้วยกัน[5]

ในเชิงแนวความคิดในการเรียนรู้เกี่ยวข้องกับนามธรรมของการนำเสนอข้อมูลในเชิงโครงสร้าง และแยกแยะลักษณะทั่วไปของโครงสร้างนี้ให้สามารถประเมินค่าได้สำหรับการนำไปใช้ประโยชน์ ส่วนในเชิงปฏิบัตินั้น การเรียนรู้ของเครื่องใช้ข้อมูลที่ประกอบด้วยตัวอย่างและคุณลักษณะของแนวความคิดที่จะเรียนรู้ และสรุปรวมข้อมูลในรูปแบบของแบบจำลอง ที่จะถูกนำไปใช้ในการพยากรณ์หรืออธิบายตามวัตถุประสงค์ โดยวัตถุประสงค์นี้สามารถจัดแบ่งเป็นกลุ่มตามลักษณะงานประกอบด้วยการจัดประเภท (Classification) การคาดการณ์

เป็นตัวเลข (numeric prediction) การตรวจจับรูปแบบ (Pattern detection) และการจัดกลุ่ม (Clustering) การเลือกใช้จะขึ้นอยู่กับพื้นฐานของข้อมูลนำเข้าและลักษณะงาน[5]

2.2 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neuron Network: ANN)

เป็นวิธีการที่มีพื้นฐานมาจากการเลียนแบบการทำงานของสมองมนุษย์ ประกอบด้วยชั้นข้อมูลนำเข้า (Input Layer) หรือข้อมูลตัวแปรที่นำมาคำนวณ แต่ละข้อมูลจะมีค่าน้ำหนัก (weight) ของแต่ละข้อมูล ในชั้นซ่อน (Hidden Layer) ซึ่งสามารถมีได้หลายชั้น แต่ละชั้นจะมีจำนวนเซลล์ประสาท (Neuron) ทำหน้าที่ในการคำนวณค่าตัวแปรนำเข้า ค่าน้ำหนัก และค่าความเบี่ยงเบน (bias) รวมกันเพื่อคำนวณค่าผลลัพธ์ที่เหมาะสมของแต่ละเซลล์ และชั้นผลลัพธ์ (Output Layer) นำข้อมูลที่ได้จากการคำนวณไปใช้เป็นผลลัพธ์ จำนวนผลลัพธ์ที่ต้องการสามารถกำหนดได้ตามลักษณะงาน ในกรณีการพยากรณ์แบบถดถอย (Regression) จะกำหนดให้มีชั้นผลลัพธ์เป็นเพียงค่าเดียว[6] ถึงแม้ว่าปัจจุบันโครงข่ายประสาทเทียมมีการพัฒนาเทคนิคการประมวลผลการเรียนรู้ใหม่ ๆ เช่น Convolutional Neuron Network (CNN) และ Recurrent Neuron Network (RNN) งานวิจัยนี้ยังคงใช้เทคนิค ANN เนื่องจากเป็นวิธีพื้นฐานที่ไม่ซับซ้อนมากแต่ยังคงมีประสิทธิภาพในการประมวลผล

2.3 เอ็กซ์ตรีมเกรเดียนบูส (Extreme Gradient Boost XGBoost) เป็น

เทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่องที่ได้รับความนิยมมากในปัจจุบัน พัฒนามาจาก อัลกอริทึม Gradient Boosted decision trees เพื่อให้มีประสิทธิภาพและความเร็วในการประมวลผลมากขึ้น เป็นเทคนิคที่รวมแบบจำลองหลาย ๆ อันเข้ามาแก้ไขค่าความคลาดเคลื่อนโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้ข้อผิดพลาดของการตัดสินใจครั้งก่อน นำมาแก้ไขในการตัดสินใจครั้งต่อไป ในการเรียนรู้แต่ละครั้งจะสร้างตัวเรียนรู้ที่อ่อนแอ (weak learner) หลาย ๆ ตัว เพื่อเรียนรู้และลดค่าความผิดพลาดจากการสอนครั้งก่อนหน้าให้น้อยลงและทำการเรียนรู้ซ้ำจนกว่าจะไม่มีข้อผิดพลาดแล้ว [7]

2.4 การประเมินผลประสิทธิภาพของแบบจำลอง

การศึกษานี้ใช้การประเมินผลแบบจำลองด้วยค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยสัมบูรณ์ (Mean Absolute Error) หรือ MAE ดังสมการที่ 1 และ ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ หรือ R-Square ดังสมการที่ 2

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Y_i - \hat{Y}_i| \quad (1)$$

โดยที่ n แทนจำนวนครั้งในการพยากรณ์, i แทนครั้งที่ทำการพยากรณ์
 Y_i แทนค่าระดับน้ำจริง ณ การพยากรณ์ครั้งที่ i
 $\hat{Y}_i$ แทนค่าระดับน้ำจากการพยากรณ์ครั้งที่ i

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2} \quad (2)$$

โดยที่ n แทนจำนวนครั้งในการพยากรณ์, i แทนครั้งที่ทำการพยากรณ์
 Y_i แทนค่าระดับน้ำจริง ณ การพยากรณ์ครั้งที่ i
 $\hat{Y}_i$ แทนค่าระดับน้ำจากการพยากรณ์ครั้งที่ i
 $\bar{Y}$ แทนค่าเฉลี่ยระดับน้ำจริง

3. การดำเนินการทดลอง

3.1 การรวบรวมข้อมูล

การศึกษานี้ได้รวบรวมข้อมูลสถานีวัดค่าตัวแปรสภาพน้ำและอากาศจากสถาบันสารสนเทศทรัพยากรน้ำ (องค์การมหาชน) จากเว็บไซต์ <https://www.hii.or.th> จำนวน 4 สถานี ประกอบด้วยสถานี PAS001 (P1), PAS002 (P2), PAS003 (P3) และ PAS004 (P4) เป็นสถานีที่วัดค่าระดับน้ำและสภาพอากาศบริเวณแม่น้ำป่าสักตอนบน โดยมีสภาพทางภูมิศาสตร์ของสถานีวัดค่าตัวแปร ตามที่แสดงในรูปที่ 1

ข้อมูลจากแต่ละสถานีประกอบด้วยข้อมูลรายชั่วโมงของปริมาณฝน (RN) อุณหภูมิ (TM) ความชื้นสัมพัทธ์ (HM) ความกดอากาศ (PS) และระดับน้ำริมตลิ่ง (WL) ซึ่งบันทึกในไฟล์รูปแบบ csv แยกไฟล์ตามประเภทของข้อมูล และแยกเพิ่มตามเดือน และปี นำมารวมให้อยู่ในไฟล์เดียวกัน โดยใช้วันที่และเวลารายชั่วโมงเป็นคีย์หลัก กำหนดประเภทของข้อมูลเป็นคอลัมน์ (variables)

3.2 การเตรียมข้อมูล

3.2.1 การสำรวจทำความเข้าใจข้อมูล พบว่ามีข้อมูลตั้งแต่วันที่ 1 ม.ค. 2012 ถึงวันที่ 31 ธ.ค. 2022 มีจำนวนข้อมูลรวมทั้งสิ้น 96,432 แถว (observations) และ 22 คอลัมน์ (variables) และพบว่าข้อมูลที่ขาดหายไปในช่วงปี 2014 ถึง 2018 จำนวนมาก จึงเลือกช่วงเวลาของข้อมูลตั้งแต่เดือน ก.ย. 2018 ถึงเดือน ธ.ค. 2022 เหลือข้อมูลรวมจำนวนทั้งสิ้น 37,968 แถว (observations) จากนั้นดำเนินการปรับปรุงข้อมูลและทดแทนข้อมูลที่สูญหายด้วยเทคนิคสมการเชิงเส้น (linear interpolation)

3.2.2 การวิเคราะห์ตัวแปร ด้วยวิธีสหสัมพันธ์ (Coefficient correlation) พบว่าตัวแปรที่มีค่าความสัมพันธ์กับระดับน้ำ ณ สถานี P4 ได้แก่ ระดับน้ำ WL_{P1} , WL_{P2} , WL_{P3} ค่าความสัมพันธ์เท่ากับ 0.71, 0.78 และ 0.83 ตามลำดับ และความชื้นสัมพัทธ์ HM_{P1} , HM_{P2} , HM_{P3} และ HM_{P4} ค่าความสัมพันธ์เท่ากับ 0.29, 0.27, 0.32 และ 0.30 ตามลำดับ สำหรับข้อมูลความกดอากาศ อุณหภูมิ และปริมาณฝนมีความสัมพันธ์กับระดับน้ำ ณ สถานี P4 ในระดับที่น้อยมาก

3.2.3 การปรับขนาดข้อมูล เนื่องจากข้อมูลตัวแปรในช่วงของข้อมูลที่แตกต่างกันมากจึงต้องปรับข้อมูลให้อยู่ในขนาดเดียวกันไม่ให้ตัวแปรใดตัวแปรหนึ่งมีอิทธิพลมากเกินไป และช่วยให้การประมวลผลในการเรียนรู้ของเครื่องมีความเร็วมากขึ้นโดยใช้เทคนิค min-max normalization ดังสมการที่ 3

$$scale = \frac{(x - \min(x))}{(\max(x) - \min(x))} \quad (3)$$

3.2.4 การปรับปรุงตัวแปร เพื่อให้การพยากรณ์มีความแม่นยำมากขึ้นได้นำข้อมูลจากเวลาย้อนหลังของแต่ละข้อมูลมาใช้เป็นตัวแปรต้นด้วย ทั้งนี้ได้ทดลองเพิ่มตัวแปรย้อนหลัง 1, 2, และ 3 ชม. ผลการทดลองให้ผลลัพธ์ไม่ต่างกันมากนัก จึงเพิ่มข้อมูลย้อนหลังเพียง 1 ชม. เพื่อให้จำนวน

ตารางที่ 1 การปรับปรุงข้อมูลด้วยเวลาย้อนหลังและค่าเวลาข้างหน้า

วันที่	เวลา	ตัวแปรต้น ณ เวลา t และเวลาข้างหน้า				ตัวแปรตาม ณ เวลา t และเวลาข้างหน้า		
		$WL_{P1}(t)$	$WL_{P1}(t-1)$	$HM_{P1}(t)$	$HM_{P1}(t-1)$	$WL_{P4}(t)$	$WL_{P4}(t+1)$	$WL_{P4}(t+2)$
2022-08-31	18:00:00	142.42	142.47	72.6	66.5	64.48	64.47	64.46
2022-08-31	19:00:00	142.38	142.42	71.1	72.6	64.47	64.46	64.45
2022-08-31	20:00:00	142.33	142.38	74.2	71.1	64.46	64.45	64.45
2022-08-31	21:00:00	142.27	142.33	79.4	74.2	64.45	64.45	64.44

ตัวแปรนำเข้าไม่มากเกินไปจนเกินไป สำหรับการพยากรณ์ค่าระดับน้ำล่วงหน้า ได้นำข้อมูลจากเวลาถัดไปมาเป็นตัวแปรตาม ดังแสดงในตารางที่ 1 ผลจากการปรับข้อมูลดังกล่าวทำให้ข้อมูลบางส่วนถูกคัดออกไปเหลือจำนวน 37,780 แถว (observations)

3.3 การสร้างแบบจำลอง

สร้างแบบจำลองด้วยภาษา R และใช้โปรแกรม R studio นำเข้าไลบรารี neuralnet และ xgboost สำหรับการสร้างแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องด้วยเทคนิค ANN, และ XGBoost ตามลำดับ โดยการค้นหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่จะสามารถให้ผลการพยากรณ์ที่ดีที่สุดด้วยการใช้ไลบรารี caret::train ค้นหาและเปรียบเทียบค่าพารามิเตอร์แบบกำหนดค่าตัวเลือกล่วงหน้า (Grid search Hyperparameter Tuning)

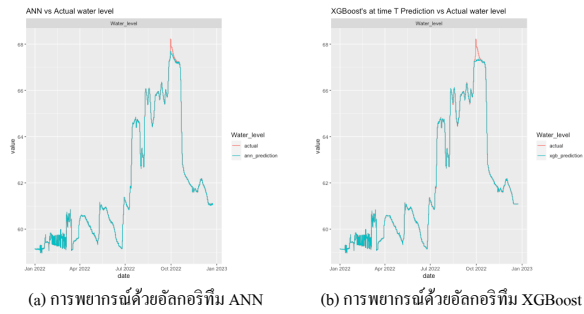
สำหรับข้อมูลได้แบ่งออกเป็น 2 ส่วนประกอบด้วย ส่วนแรกใช้ข้อมูลห้วงเดือน ก.ย. 2018 ถึง ธ.ค.2021 สำหรับการฝึกสอนจำนวน 29,188 แถว (77.25%) ดำเนินการฝึกสอนการเรียนรู้ด้วยเครื่องและการปรับปรุงค่าพารามิเตอร์ให้มีความเหมาะสม และส่วนที่สองห้วงเดือน ม.ค. 2021 ถึง ธ.ค. 2022 จำนวน 8,592 แถว (22.75%) ใช้สำหรับการทดสอบแบบจำลอง จากนั้นบันทึกผลและประเมินประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยสัมบูรณ์ (MAE) และค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2)

3.4 ผลการทดลอง

สถานี P4 ในห้วงเวลาทดสอบมีระดับน้ำเฉลี่ย 61.89 เมตร สูงสุด 68.23 ม. และต่ำสุด 58.96 ม. ผลการพยากรณ์ ณ เวลาที่พยากรณ์ (t) อัลกอริทึม ANN มีผลการประเมินประสิทธิภาพด้วยค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยสัมบูรณ์ (MAE) เท่ากับ 2.42 ซม. และค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2) เท่ากับ 0.9993 สำหรับอัลกอริทึม XGBoost มีผลการประเมินประสิทธิภาพด้วยค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยสัมบูรณ์เท่ากับ 3.14 ซม. และค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจเท่ากับ 0.9987 ผลการพยากรณ์ล่วงหน้า ดังแสดงในตารางที่ 2

4. อภิปรายผลการทดลอง

การพยากรณ์ระดับน้ำสถานี P4 ด้วยอัลกอริทึม ANN และ XGBoost ณ เวลาที่พยากรณ์ (t) ผลการทดลองปรากฏว่าผลการพยากรณ์ที่ใกล้เคียงกัน แบบจำลองที่สร้างด้วยอัลกอริทึม ANN มีความคลาดเคลื่อนน้อยกว่าแบบจำลองที่สร้างด้วยอัลกอริทึม XGBoost เมื่อนำผลการพยากรณ์มาสร้างเป็นกราฟเส้นเปรียบเทียบกับระดับน้ำจริง ตามรูปที่ 2



รูปที่ 2 แสดงกราฟการพยากรณ์ด้วยอัลกอริทึม ANN และ XGBoost

เทียบกับระดับน้ำจริง ณ เวลาที่พยากรณ์ (t)

พบว่าการพยากรณ์ด้วยอัลกอริทึม ANN ก่อนข้างถูกต้องแม่นยำอย่างสม่ำเสมอตลอดห้วงระยะเวลาของการทดสอบ แม้ว่าในห้วงเวลาที่มีการเปลี่ยนแปลงระดับน้ำอย่างรวดเร็วในห้วงต้นเดือน ต.ค. ปี 2022 แบบจำลอง ANN สามารถพยากรณ์ได้ใกล้เคียงมากกว่าอัลกอริทึม XGBoost

เมื่อทำการการพยากรณ์ระดับน้ำล่วงหน้า 1 ถึง 12 ชั่วโมง อัลกอริทึม ANN สามารถพยากรณ์ได้แม่นยำและมีค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยสัมบูรณ์น้อยกว่าอัลกอริทึม XGBoost แต่เมื่อทำการการพยากรณ์ล่วงหน้ามากขึ้นเป็น 24, 48 และ 72 ชั่วโมง พบว่าอัลกอริทึม XGBoost กลับมีผลการพยากรณ์ที่แม่นยำกว่า อัลกอริทึม ANN สำหรับด้านการประมวลผลพบว่าอัลกอริทึม ANN ใช้หน่วยความจำและเวลาในการประมวลผลมากกว่าอัลกอริทึม XGBoost

5. สรุป

การพยากรณ์ระดับน้ำบริเวณแม่น้ำป่าสักตอนบน ด้วยชุดข้อมูลที่ใช้ในการศึกษาครั้งนี้ กระบวนการเรียนรู้ของเครื่องด้วยอัลกอริทึม XGBoost และอัลกอริทึม ANN มีประสิทธิภาพมาก ผลการพยากรณ์มีความแม่นยำใกล้เคียงกัน สามารถนำไปใช้เพื่อเป็นข้อมูลประกอบการตัดสินใจบริหารจัดการทรัพยากรน้ำบริเวณเหนือเขื่อนป่าสักชลสิทธิ์ล่วงหน้าประมาณ 1 ถึง 24 ชั่วโมง

สำหรับอัลกอริทึม ANN มีความแม่นยำมากกว่าอัลกอริทึม XGBoost ในการพยากรณ์ ณ เวลา t รวมถึงการพยากรณ์ล่วงหน้า 1 ถึง 12 ชั่วโมง ในขณะที่อัลกอริทึม XGBoost มีความแม่นยำในการพยากรณ์ล่วงหน้า 24, 48 และ 72 ชม. มากกว่าอัลกอริทึม ANN

ตารางที่ 2 แสดงผลการทดลองพยากรณ์ระดับน้ำ ณ สถานี P4

เวลาที่พยากรณ์	ANN		XGBoost	
	MAE	R square	MAE	R square
ณ เวลาที่พยากรณ์ (t)	0.0242	0.9993	0.0314	0.9987
พยากรณ์ล่วงหน้า 1 ชม. (t+1)	0.0350	0.9991	0.0399	0.9981
พยากรณ์ล่วงหน้า 2 ชม. (t+2)	0.0411	0.9989	0.0473	0.9979
พยากรณ์ล่วงหน้า 3 ชม. (t+3)	0.0475	0.9986	0.0539	0.9977
พยากรณ์ล่วงหน้า 6 ชม. (t+6)	0.0616	0.9981	0.0727	0.9969
พยากรณ์ล่วงหน้า 12 ชม. (t+12)	0.1010	0.9856	0.1050	0.9951
พยากรณ์ล่วงหน้า 24 ชม. (t+24)	0.1961	0.9856	0.1660	0.9899
พยากรณ์ล่วงหน้า 48 ชม. (t+48)	0.2986	0.9675	0.2585	0.9766
พยากรณ์ล่วงหน้า 72 ชม. (t+72)	0.4648	0.9207	0.3470	0.9604

การศึกษาค้างต่อไปควรปรับปรุงข้อมูลปริมาณน้ำฝนรายชั่วโมงเป็นข้อมูลปริมาณน้ำฝนสะสม รวมถึงข้อมูลอัตราการระเหยของน้ำ และข้อมูลอัตราการระบายน้ำออกจากเขื่อน มาใช้ในการพยากรณ์ร่วมด้วย อาจจะทำให้การพยากรณ์มีความแม่นยำมากขึ้น

ทั้งนี้ข้อมูลที่นำมาใช้ในการศึกษาค้างนี้แม้จะมีช่วงระยะเวลาการบันทึกข้อมูลจำนวนมาก แต่ก็มีข้อมูลที่สูญหายมากเช่นกัน ดังนั้นควรมีการพัฒนากระบวนการเซ็นเซอร์ในการวัดค่าสภาพอากาศและระดับน้ำที่มีความถูกต้อง แม่นยำ และเชื่อถือได้ รวมถึงการพัฒนากระบวนการจัดเก็บข้อมูล เพื่อลดโอกาสของการเกิดข้อมูลสูญหายให้น้อยลง จะช่วยเพิ่มประสิทธิภาพการพยากรณ์ให้มากขึ้น

เอกสารอ้างอิง

- [1] ทวี ชัยพิมลผลิน และ ทวีศักดิ์ วังไพศาล, “แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการพยากรณ์น้ำท่วมในลุ่มน้ำมูลตอนล่าง Artificial Neural Network Models for Flood Forecasting in Lower Mun Catchment”, *J Sci Technol MSU*, ปี 35, ฉบับที่ 5, น. 587–595, 2016.
- [2] สาลินันท์ บุญมี, แสงทอง บุญยิ่ง, และ อเนก พุทธิเดช, “การพยากรณ์ปริมาณน้ำหลากเขตพื้นที่ท่าเกษตรของชุมชนในเขตรับน้ำจังหวัดพระนครศรีอยุธยา โดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม”, *วารสารวิทยาศาสตร์เกษตร*, ปี 53, ฉบับที่ 2, น. 116–128, 2022.
- [3] C. Choi, J. Kim, H. Han, D. Han, & H. S. Kim, “Development of water level prediction models using machine learning in wetlands: A case study of Upo wetland in South Korea”, *Water (Switzerland)*, vol. 12, no.1, Jan., 2020, doi: 10.3390/w12010093.
- [4] A. Ibrahim Ahmed Osman, A. Najah Ahmed, M. F. Chow, Y. Feng Huang, & A. El-Shafie, “Extreme gradient boosting (Xgboost) model to predict the groundwater levels in Selangor Malaysia”, *Ain Shams Engineering Journal*, vol. 12, no. 2, June, pp. 1545–1556, 2021, doi: 10.1016/j.asej.2020.11.011.
- [5] B. Lantz, *Machine learning with R : discover how to build machine learning algorithms, prepare data, and dig deep into data prediction techniques with R*, Second edition. Packt Publishing, 2015. สืบค้น: 28 พฤษภาคม 2023. [ออนไลน์]. Available at: www.packtpub.com
- [6] ทวีศักดิ์ วังไพศาล และ จักรฤทธิ์ ตรีนาง, “ปัจจัยที่มีผลต่อความแม่นยำในการพยากรณ์ระดับน้ำหลากที่สถานีวัดระดับน้ำ M.7 โดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม Factors Affecting the Accuracy of Water Level Forecasting at M.7 Gauge Station Using Artificial Neural Network Model”.
- [7] T. Chen & C. Guestrin, “XGBoost: A Scalable Tree Boosting System”, Mar., 2016, doi: 10.1145/2939672.2939785..

การออกแบบและพัฒนาโครงข่ายทฤษฎีฟัซซีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย ด้วยหลักการกำหนดค่าพารามิเตอร์สอดคล้องหลายค่าแบบปรับปรุงตัวเอง

Design and Development of An Auto Adaptive Multi-Vigilance for Simplified Fuzzy ARTMAP

กรณัทกมล ภูครองหิน¹ เอบนดี เมืองกลาง¹ ปรีชา สมหวัง¹ เด่น คอกพิมาย¹ ญัฐพงษ์ วงศ์บัณฑิต¹ และ วิญญะ ฉินยาทุ²

¹สาขาวิศวกรรมเมคคาทรอนิกส์ คณะวิศวกรรมศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรี

²ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์และสถาปัตยกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยราชภัฏสวนสุนันทา

Email: krankamon.ph@rmuti.ac.th

บทคัดย่อ

บทความนี้นำเสนอการออกแบบและพัฒนาโครงข่ายทฤษฎีฟัซซีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย (Simplified Fuzzy ARTMAP, SFAM) ด้วยรูปแบบการกำหนดค่าพารามิเตอร์สอดคล้องหลายค่า (Auto Adaptive Multi-Vigilance) แบบปรับตัวอัตโนมัติ โดยใช้แนวคิดการปรับตัวจากลักษณะความคุ้นชินของมนุษย์ในการจดจำสิ่งต่าง ๆ เพื่อให้รูปแบบการตัดสินใจของโครงข่ายประสาทเทียมมีความยืดหยุ่นและมีประสิทธิภาพมากขึ้น จากรูปแบบสถาปัตยกรรมดั้งเดิมของ SFAM ที่มีการกำหนดพารามิเตอร์สอดคล้องเพียงหนึ่งค่าและเป็นค่าคงที่ ซึ่งค่าพารามิเตอร์สอดคล้องนี้ถูกออกแบบให้ใช้ในการเปรียบเทียบความคล้ายของข้อมูลกับนิวรอนทุกตัวที่ถูกเก็บไว้ในชั้นน้ำหนักระยะส่ง ผลให้ความยืดหยุ่นในการเรียนรู้ลดน้อยลง จึงเกิดแนวคิดในการออกแบบและพัฒนาสถาปัตยกรรมของโครงข่ายทฤษฎีฟัซซีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่ายให้มีความยืดหยุ่นขึ้นด้วยการออกแบบอัลกอริทึมให้สามารถสร้างค่าพารามิเตอร์สอดคล้องได้หลายค่าตามจำนวนของกลุ่มน้ำหนักระยะและสามารถปรับปรุงค่าพารามิเตอร์นี้ได้ตามรูปแบบการเรียนรู้ที่โครงข่ายประสาทเทียมได้รับจากชุดข้อมูล โดยทำการทดสอบกับข้อมูลสองรูปแบบ คือ 1.การทดสอบการเรียนรู้ด้วยชุดอินพุตแบบอย่างง่าย และ 2.การทดสอบการเรียนรู้รับอินพุตที่มีความซับซ้อน จากผลการทดสอบแสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมที่ทำการพัฒนาขึ้น โดยมีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องอยู่ที่ 96.67% และ 95.33% ตามลำดับการทดสอบ ขณะที่โครงข่ายแบบดั้งเดิมมีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องอยู่ที่ 86.67% และ 92.66%

คำสำคัญ: การเรียนรู้ของเครื่อง โครงข่ายทฤษฎีฟัซซีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย พารามิเตอร์สอดคล้องหลายค่าแบบปรับตัว

Abstract

This paper presents the design and development of a Simplified Fuzzy Resonance Theory (SFAM) with an auto-adaptive multi-vigilance parameter. Using the concept of adaptation from human familiarity in recognizing things to make a decision of patterns of the artificial neural network more flexible and efficient. Based on the

original SFAM architecture that has only one vigilance parameter is defined and it is not adaptive. This vigilance parameter was designed to compare the similarity of the dataset to winner neurons stored in the neural weight layer, causing the flexibility in the model of the artificial neural network to decrease. Therefore, an idea was born to design and develop the architecture of a simple adaptive fuzzy resonance theory network to be more flexible by designing an algorithm that can generate multiple vigilance parameters based on the number of nervous weight neural and this parameter can be adapted according to the learning process that the neural network receives from the dataset. Two types of datasets were tested including 1. simple input dataset and 2. complex input dataset. The test results show that the efficiency of the purpose neural network has an accuracy percentage of 96.67% and 95.33% respectively. While traditional networks have accuracy percentages of 86.67% and 92.66%.

Keywords: Machine Learning, SFAM, Auto Adaptive Multi Vigilance

1. บทนำ

ในปัจจุบันด้วยการพัฒนาอย่างต่อเนื่องในกลุ่มงานวิจัยทางด้านปัญญาประดิษฐ์ส่งผลให้เกิดการสร้างนวัตกรรมใหม่ สิ่งประดิษฐ์ใหม่จนไปถึงแนวคิดต่าง ๆ ที่ทำงานได้อย่างชาญฉลาด[1] เช่นงานทางด้านการเรียนรู้เชิงลึก (Deep learning) ซึ่งถูกนำมาใช้อย่างกว้างขวางร่วมกับการประมวลผลภาพดิจิทัล[2] แต่หากกล่าวถึงองค์ความรู้ต้นแบบที่ถูกนำมาพัฒนาต่อจนกลายเป็นการเรียนรู้เชิงลึกในปัจจุบันย่อมเป็นที่รู้จักกันดีในชื่อของการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine learning)[3] ซึ่งหากไม่พูดถึงจุดด้อยในกระบวนการหาลักษณะเด่นของชุดข้อมูลแล้ว การเรียนรู้ของเครื่องก็ยังเป็นเครื่องมือในการเรียนรู้และจดจำข้อมูลได้อย่างมีประสิทธิภาพ แต่รูปแบบการเรียนรู้รวมถึงลักษณะในการทำงานแตกต่างกันตามรูปแบบของระเบียบวิธีการที่เลือกใช้งาน ในบทความนี้เลือกใช้โครงข่ายทฤษฎีฟัซซีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่าย[4] เป็นต้นแบบการพัฒนา ด้วยข้อดีของโครงข่ายชนิดนี้มีประสิทธิภาพในการเรียนรู้ที่ดี สามารถเรียนรู้ได้อย่างต่อเนื่องเมื่อมีชุดข้อมูลใหม่ถูกป้อนเข้า

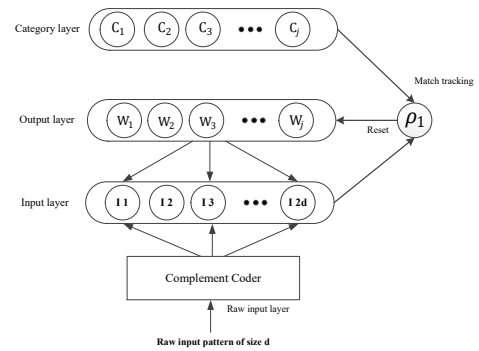
มาโดยไม่จำเป็นที่จะต้องทำการสอนโครงข่ายใหม่ทั้งหมดตั้งแต่ต้น ทำให้ผู้ใช้งานไม่ต้องกังวลถึงการจัดเก็บชุดข้อมูล หรือชุดข้อมูลสูญหาย แต่รูปแบบการทำงานของโครงข่ายชนิดนี้ยังขาดความยืดหยุ่นอันเนื่องมาจากการมีค่าพารามิเตอร์สอดคล้องเพียงตัวเดียวที่ทำหน้าที่ในการพิจารณาความคล้ายของนิรวลคู่ชนะกับค่าน้ำหนักประสาทที่โครงข่ายได้เรียนรู้ไว้แล้วและต้องใช้ค่าเดียวกันกับทุกกลุ่มน้ำหนักประสาท ซึ่งพารามิเตอร์สอดคล้องนี้ทำหน้าที่คล้ายกับความคุ้นชินของมนุษย์แต่ไม่สามารถปรับปรุงตัวเองให้เพิ่มขึ้นหรือลดลงได้

จึงเกิดแนวคิดให้คณะวิจัยทำการพัฒนาโครงข่ายทฤษฎีฟิชชีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่ายให้มีรูปแบบการทำงานที่ยืดหยุ่นมากขึ้นและมีประสิทธิภาพที่ดีขึ้น จากแนวคิดในการปรับปรุงให้พารามิเตอร์สอดคล้องนั้นทำงานเปรียบเสมือนความคุ้นชินของมนุษย์ เมื่อเจอข้อมูลในกลุ่มที่เคยเรียนรู้แล้ว อัลกอริทึมจะปรับให้ความคุ้นชินนี้มีค่ามากขึ้น ซึ่งหมายถึงเงื่อนไขที่ใช้งานการตรวจสอบความคล้ายมีค่าลดลง (ค่าพารามิเตอร์สอดคล้องมีค่าลดลง) และเมื่อโครงข่ายได้พบกันข้อมูลชุดใหม่ หรือมีการสร้างน้ำหนักประสาทค่าใหม่ อัลกอริทึมที่ออกแบบจะปรับความคุ้นชินให้มีย่านของค่าพารามิเตอร์สอดคล้องมีค่ามากขึ้น) และยังทำการพัฒนาให้โครงข่ายประสาทเทียมมีจำนวนพารามิเตอร์สอดคล้องที่ใช้เปรียบเทียบเฉพาะในกลุ่มของตัวเองเพื่อเพิ่มความยืดหยุ่นในการทำงานและไม่ส่งผลกระทบต่อการทำงานเปรียบเทียบกับค่าน้ำหนักประสาทกลุ่มอื่น ๆ ในกรณีที่ค่าพารามิเตอร์สอดคล้องมีการปรับปรุงตัวเอง

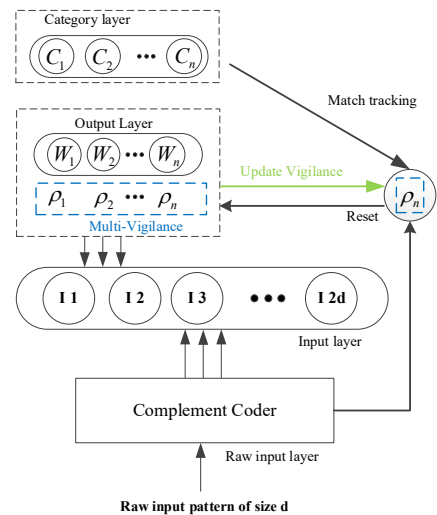
2. การออกแบบทฤษฎีฟิชชีเรโซแนนซ์ปรับตัวอย่างง่ายด้วยหลักการกำหนดค่าพารามิเตอร์สอดคล้องหลายค่าแบบปรับปรุงตัวเอง

การออกแบบสถาปัตยกรรมของทฤษฎีฟิชชีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่ายที่สามารถสร้างค่าพารามิเตอร์สอดคล้องได้เองตามจำนวนของกลุ่มข้อมูลที่ได้รับการเรียนรู้และสามารถปรับปรุงตัวเองให้มีความเหมาะสมกับลักษณะของข้อมูลที่ได้เรียนรู้แล้วยังคงใช้โครงสร้างของสถาปัตยกรรมเดิมแต่อัลกอริทึมในการทำงานนั้นจะแตกต่างออกไปจากหลักแนวคิดเกี่ยวกับความคุ้นชินของการรับรู้ข้อมูลที่ว่า เมื่อมีข้อมูลใหม่เข้ามาอัลกอริทึมจะใช้เงื่อนไขในการตรวจสอบที่สูงเนื่องจากยังไม่เคยพบข้อมูลในลักษณะนี้ และในกรณีที่ข้อมูลที่ถูกรับเข้ามานั้นโครงข่ายเคยได้เรียนรู้ไว้แล้วแม้จะมีความแตกต่างแต่ถ้าอยู่ในกลุ่มเดียวกันอัลกอริทึมก็จะทำการลดเงื่อนไขในการตรวจสอบลงเปรียบเสมือนว่าเมื่อเจอข้อมูลกลุ่มเดิมบ่อยขึ้นความคุ้นชินระหว่างโครงข่ายกับข้อมูลก็จะเพิ่มขึ้น และใช้แนวคิดในการสร้างพารามิเตอร์สอดคล้องประจำกลุ่มน้ำหนักประสาทเพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมมีความยืดหยุ่น เมื่อน้ำหนักประสาทหรือนิรวลมีจำนวนมากขึ้นค่าพารามิเตอร์สอดคล้องก็จะเพิ่มขึ้นตามไปด้วย เพื่อให้มั่นใจว่าการเพิ่มขึ้นหรือลดลงของความคุ้นชินจะไม่ส่งผลกระทบต่อการเรียนรู้ในกลุ่มอื่น ๆ โดยรูปที่ 1 แสดงแผนภาพ

สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิม และโครงข่ายประสาทเทียมที่นำเสนอในงานวิจัยนี้แสดงในรูปที่ 2



รูปที่ 1 สถาปัตยกรรมของทฤษฎีฟิชชีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่ายแบบดั้งเดิม



รูปที่ 2 สถาปัตยกรรมของทฤษฎีฟิชชีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่ายแบบค่าพารามิเตอร์สอดคล้องหลายค่าแบบปรับปรุงตัวเอง

โดยรูปแบบการเรียนรู้ การคำนวณรวมไปถึงการตัดสินใจของโครงข่ายประสาทเทียมแสดงได้ดังสมการต่อไปนี้

1) จัดเตรียมอินพุตเพื่อใช้ในการคำนวณหาฟังก์ชันการกระตุ้นและนิรวลคู่ชนะ โดยใช้สมการที่ 1 เมื่อ $\bar{a}$ คือ อินพุต และ $\bar{a}^c$ คือ เวกเตอร์ค่าคอมพลิเมนต์ของอินพุตที่มีจำนวนเท่ากับ d

$$I_i = (\bar{a}, \bar{a}^c) = (a_1, a_2, a_3, \dots, a_d, 1-a_1, 1-a_2, 1-a_3, \dots, 1-a_d) \quad (1)$$

ในกรณีที่อินพุต I_i เป็นอินพุตแรกที่ได้รับการเรียนรู้จะถูกกำหนดให้เป็นค่าน้ำหนักประสาทตัวแรกพร้อมกับทำการกำหนดค่าพารามิเตอร์สอดคล้องประจำกลุ่ม

2) คำนวณหาค่าฟังก์ชันการกระตุ้น (Activation function) โดยใช้สมการที่ 2

$$T_n(I_i) = \frac{|I \wedge W_n|}{\alpha + |W_n|} \quad (2)$$

- เมื่อ W_n คือ คำน้่านักประสาทประจํากลุ่ม
 n คือ จำนวนของนิวรอนในชั้นน้่านักประสาท
 I คือ อินพุต, α คือ ค่าคงที่มีค่าเข้าใกล้ศูนย์
 $T_n(I_i)$ คือ ฟังก์ชันการกระตุ้นของอินพุต
 3) จากนั้นทำการหานิวรอนผู้ชนะโดยใช้สมการที่ 3

$$T_k(I_i) = \max T_n(I_i) \quad (3)$$

- 4) คำนวณฟังก์ชันความคล้ายโดยใช้สมการที่ 4

$$MF(I_i) = \frac{|I_i \wedge W_n|}{|I_i|} \quad (4)$$

ตรวจสอบเงื่อนไขการเรโซแนนซ์ หรือตรวจสอบความคล้ายโดยใช้สมการที่ 5 ในกรณีที่การตรวจสอบไม่ผ่านเงื่อนไข โครงข่ายจะทำการรีเซ็ตตัวเองเพื่อหานิวรอนผู้ชนะตัวใหม่ และทำการตรวจสอบเงื่อนไขอีกครั้ง จากนั้นจะทำการปรับปรุงค่าน้่านักประสาทในชั้นหลักโดยใช้สมการที่ 6 และหากไม่ผ่านเงื่อนไขใดเลยโครงข่ายจะทำการสร้างน้่านักประสาทกลุ่มใหม่ขึ้นมาแทน

$$MF(I_i) > \rho_n \quad (5)$$

$$W_n^{new} = \beta(I \wedge W_n^{old}) + (1 - \beta)W_n^{old} \quad (6)$$

- เมื่อ W_n^{new} คือ คำน้่านักประสาทที่ทำการปรับปรุง
 W_n^{old} คือ คำน้่านักประสาทเดิม, β คือ ค่าคงที่
 ρ_n คือ ค่าพารามิเตอร์สอดส่งประจํากลุ่มน้่านักประสาท n

ในงานวิจัยนี้ผู้วิจัยได้ทำการปรับปรุงอัลกอริทึมของโครงข่ายเพื่อให้สามารถทำงานได้ตามที่ได้นำเสนอแนวคิดไว้ โดยเมื่อมีการปรับปรุงน้่านักประสาท(ความคุ้นชินเพิ่มมากขึ้น) ค่าพารามิเตอร์สอดส่งจะทำการปรับตัวเองให้ลดลง โดยใช้สมการที่ 7

$$\rho_n^{new} = (1 - \Delta)\rho_n^{old} \quad (7)$$

- เมื่อมีการสร้างน้่านักประสาทค่าใหม่(นิวรอนกลุ่มใหม่)
 ค่าพารามิเตอร์สอดส่งจะถูกปรับให้สูงขึ้นโดยใช้สมการที่ 8

$$\rho_n^{new} = (1 + \Delta)\rho_n^{old} \quad (8)$$

- เมื่อ Δ คือ ค่าคงที่มีค่าระหว่าง 0 ถึง 1

โดยกระบวนการหาคำตอบของโครงข่ายประสาทเทียมนั้นสามารถทำได้โดยการคำนวณหาค่าฟังก์ชันการกระตุ้น โดยใช้สมการที่ 2 จากนั้นหานิวรอนผู้ชนะ โดยใช้สมการที่ 3 ซึ่งนิวรอนผู้ชนะจะเชื่อมโยงกันกับชั้นการระบุกลุ่มข้อมูล (Category layer) และใช้เป็นคำตอบของโครงข่ายประสาทเทียม

3. การเตรียมข้อมูลในการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม

ในการทดสอบประสิทธิภาพการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมนั้นจะทำการทดสอบกับชุดข้อมูลสองรูปแบบ คือ 1.ข้อมูลในรูปแบบอย่างง่าย และ 2. ข้อมูลที่มีความซับซ้อน โดยข้อมูลในกลุ่มที่ 2 ได้มาจากกระบวนการสกัดคุณลักษณะเด่นจากโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน ซึ่งเป็นที่นิยมในปัจจุบันในงานรู้จำรูปภาพหรือจำแนกรูปภาพ

3.1 การเตรียมชุดข้อมูลทดสอบแบบอย่างง่าย

ในการทดสอบกับข้อมูลแบบอย่างง่าย ค่าของอินพุตจะถูกกำหนดไว้ให้เป็น 0 และ 1 เท่านั้น โดยทำการแบ่งกลุ่มชุดข้อมูลออกเป็น 3 กลุ่ม มีข้อมูลกลุ่มละ 4 ชุดข้อมูล ดังแสดงในตารางที่ 1

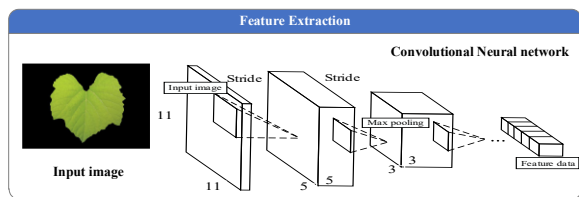
ตารางที่ 1 ชุดข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบแบบอย่างง่าย

ลำดับที่	อินพุต										กลุ่ม
1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	1
2	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	1
3	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	1
4	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1
5	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	2
6	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	2
7	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	2
8	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	2
9	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	3
10	0	0	0	1	1	1	1	0	0	0	3
11	1	1	1	0	0	0	0	1	1	1	3
12	1	1	0	0	0	0	0	0	1	1	3

จากข้อมูลที่แสดงในตารางที่ 1 เป็นชุดข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม ในการทดสอบจะทำการทดสอบกับข้อมูลที่เคยเรียนรู้มาแล้วและข้อมูลชุดใหม่ที่ไม่เคยเรียนรู้และแสดงผลการทดสอบในหัวข้อต่อไป

3.2 การเตรียมชุดข้อมูลทดสอบที่มีความซับซ้อน

ชุดข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบนี้ได้มาจากกระบวนการสกัดคุณลักษณะเด่นด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน[5] ซึ่งกลุ่มของข้อมูลนั้นเป็นรูปภาพของโรคที่เกิขึ้นบนใบองุ่น ทั้งหมด 3 โรค คือ Downey, Rust และ Scab ใช้ตัวอย่างรูปภาพกลุ่มละ 50 ภาพ รวมทั้งหมด 150 ภาพ โดยรูปแบบการสกัดลักษณะเด่นแสดงในรูปภาพที่ 3



รูปที่ 3 การสกัดคุณลักษณะเด่นด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน

4. ผลการทดสอบ

ในกระบวนการทดสอบประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมที่พัฒนาขึ้นนั้นจะทำการทดสอบกับชุดข้อมูลที่เคยได้เรียนรู้แล้วและชุดข้อมูลใหม่ที่โครงข่ายประสาทเทียมไม่เคยเรียนรู้ พร้อมทำการเปรียบเทียบกับโครงข่ายแบบดั้งเดิม ดังแสดงในตารางที่ 2 และ 3

ตารางที่ 2 ผลการทดสอบกับอินพุตแบบอย่างง่าย

พารามิเตอร์ (เริ่มต้น)	SFAM (ดั้งเดิม)		SFAM Adaptive Multi-Vigilance	
ρ_n	ความถูกต้อง(%)		ความถูกต้อง(%)	
	เคยสอนแล้ว	ข้อมูลใหม่	เคยสอนแล้ว	ข้อมูลใหม่
0.10	100	100	100	100
0.20	100	100	100	100
0.50	100	100	100	100
0.70	100	83.33	100	100
0.90	100	50.00	100	83.33

ตารางที่ 3 ผลการทดสอบกับอินพุตแบบอย่างง่าย กำหนด ρ_n เริ่มต้นเท่ากับ 0.7

ชนิดโรค	SFAM (ดั้งเดิม)		SFAM Adaptive Multi-Vigilance	
	ความถูกต้อง(%)		ความถูกต้อง(%)	
	เคยสอนแล้ว	ข้อมูลใหม่	เคยสอนแล้ว	ข้อมูลใหม่
Downey	100	90	100	96
Rust	100	96	100	96
Scab	100	92	100	94

5. สรุป

ในงานวิจัยนี้นำเสนอโครงข่ายทฤษฎีพีชชีเรโซแนนซ์แบบปรับตัวอย่างง่ายที่มีการพัฒนากระบวนการเรียนรู้ด้วยหลักการปรับตัวของพารามิเตอร์สอดส่องให้มีความเหมาะสมกับรูปแบบของชุดข้อมูลที่ถูกป้อนเข้ามาและเพิ่มความยืดหยุ่นของโครงข่ายด้วยหลักการกำหนดค่าพารามิเตอร์สอดส่องแบบหลายค่าเพื่อให้การปรับค่าพารามิเตอร์สอดส่องประจำกลุ่มน้ำหนักประสาทไม่ส่งผลกระทบต่อการเรียนรู้ในกลุ่มอื่น ๆ โดยทำการทดสอบกับข้อมูล 2 รูปแบบ คือกลุ่มข้อมูลในรูปแบบอย่างง่าย และข้อมูลที่มีรูปแบบซับซ้อน จากผลการทดสอบในตารางที่ 2 และตารางที่ 3 โครงข่ายทั้งสองรูปแบบสามารถให้คำตอบที่ถูกต้อง 100% กับชุดข้อมูลที่เคยเรียนรู้มาแล้ว และในกรณีทดสอบกับข้อมูลใหม่ที่ไม่เคยเรียนรู้ โครงข่ายประสาทเทียมที่นำเสนอมีเปอร์เซ็นต์ความ

ถูกต้องเฉลี่ยที่สูงกว่า โดยมีค่าเท่ากับ 96.67% ในขณะที่โครงข่ายแบบดั้งเดิมมีความถูกต้องเฉลี่ยอยู่ที่ 86.67% สำหรับชุดข้อมูลอย่างง่าย เมื่อทำการทดสอบกับชุดข้อมูลที่มีความซับซ้อนโครงข่ายที่นำเสนอสามารถให้ประสิทธิภาพที่ดีกว่าเช่นกัน โดยมีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเฉลี่ยที่ 95.33% และโครงข่ายแบบดั้งเดิมมีเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเฉลี่ยที่ 92.66% โดยเมื่อค่าเริ่มต้นของพารามิเตอร์สอดส่องเพิ่มขึ้นจะแสดงถึงเงื่อนไขการตรวจสอบความคล้ายที่สูงขึ้นทำให้โครงข่ายแบบดั้งเดิมที่ไม่มีการปรับค่าพารามิเตอร์สอดส่องไม่สามารถให้คำตอบที่ถูกต้องได้เนื่องจากไม่ผ่านเงื่อนไขตรวจสอบความคล้าย ในขณะที่โครงข่ายประสาทเทียมที่นำเสนอในบทความนี้มีการปรับค่าพารามิเตอร์สอดส่องให้ลดลงเมื่อมีการปรับค่าน้ำหนักประสาทในแต่ละกลุ่มหรือเพิ่มขึ้นเมื่อมีการสร้างค่าน้ำหนักประสาทค่าใหม่ จึงส่งผลให้โครงข่ายสามารถให้คำตอบได้อย่างถูกต้องมากขึ้น

เอกสารอ้างอิง

- [1] F. Y. Wang, "AI and Intelligent Vehicles Future Challenge (IVFC) in China: From cognitive intelligence to parallel intelligence," *2017 ITU Kaleidoscope: Challenges for a Data-Driven Society (ITU K)*, pp. 1-2, 2017.
- [2] M. T. Islam, B. M. N. Karim Siddique, S. Rahman and T. Jabid, "Image Recognition with Deep Learning," *2018 International Conference on Intelligent Informatics and Biomedical Sciences (ICIBMS)*, pp. 106-110, 2018.
- [3] S. Le Moan and D. Bailey, "Comparison of machine learning-based feature pooling strategies for colour image fidelity assessment," *2017 International Conference on Image and Vision Computing New Zealand (IVCNZ)*, pp. 1-5, 2017.
- [4] K. Phookronghin, A. Srikaew, K. Attakitmongkol and P. Kumsawat, "2 Level Simplified Fuzzy ARTMAP for Grape Leaf Disease System Using Color Imagery and Gray Level Co-Occurrence Matrix," *2018 International Electrical Engineering Congress (IIECON)*, pp. 1-4, 2018.
- [5] E. David, P. Ungureanu and L. Goras, "On the Feature Extraction Performances of CNN Gabor-Type Filters in Texture Recognition Applications," *2006 10th International Workshop on Cellular Neural Networks and Their Applications, Istanbul, Turkey*, pp. 1-6, 2006.

การค้นหาค้นหาทิศทางของวัตถุด้วยการสะสมข้อมูลจากทรานซฟอร์มโดเมน

The Determination Of Rotational Object Using Discriminant Feature Trace Transform Domain

ณัฐพงษ์ จันทรแดง¹ สุรัชชัย อภิตติกุล² คงณัฐ รัตนรังสรรค์³ กนกสม ชุตติโสวรรณ⁴ และ จิราวุธ สุวัชรกุลธร⁵

^{1,2,3,4,5}สถาบันวิศวกรรมมหานคร คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีมหานคร [jnattapo, surachai, kongnat, kanoksom, jirawut,]@mut.ac.th

บทคัดย่อ

บทความฉบับนี้แสดงวิธีการปรับปรุงอัลกอริทึมสำหรับการค้นหาค้นหาทิศทางของวัตถุด้วยการพยากรณ์ทิศทางของวัตถุด้วยข้อมูลที่ถูกระบุจากทรานซฟอร์มโดเมน โดยข้อมูลภาพที่ถูกฝึกสอนด้วยแมชชีนเลิร์นนิงจะไม่ได้ถูกนำมาเรียนรู้โดยตรง แต่จะถูกนำไปผ่านการแปลงข้อมูลภาพจากอัลกอริทึมทรานซฟอร์ม ผลลัพธ์จากอัลกอริทึมดังกล่าวนี้จะให้คำตอบอยู่ในรูปแบบข้อมูลภาพ 2 มิติ ซึ่งต้องนำไปผ่านขั้นตอนของการลดปริมาณข้อมูลด้วยอัลกอริทึม DFTF ให้อยู่ในรูปแบบข้อมูลแบบ 1 มิติ แล้วจึงนำผลลัพธ์ในลักษณะ 1 มิตินี้มาผ่านกระบวนการฝึกสอนด้วยแมชชีนเลิร์นนิง โดยจากการทดลองพบว่าระบบที่ถูกนำเสนอมี 3 อัลกอริทึมจากแมชชีนเลิร์นนิงที่มีความแม่นยำจากการทดสอบมากที่สุดจากฐานข้อมูลที่ถูกรวบรวมภายในบทความ โดยมีอัลกอริทึมดังนี้คือ นาอูฟเบย์ แรนดอมฟอเรส และซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ซึ่งแต่ละอัลกอริทึมมีความแม่นยำในการทดลองสูงที่สุดอยู่ที่ 98.99% 95.63% และ 93.23% ตามลำดับ

คำสำคัญ: ทรานซฟอร์ม, แมชชีนเลิร์นนิง, การสะสมข้อมูล

Abstract

This paper describes how to enhance the algorithm for determining the orientation of an object by predicting the orientation based on trace transform domain data. The image data trained by machine learning are transformed by the trace transform algorithm rather than being explicitly learned. The output of the trace transform algorithm is 2D data, which is then reduced to 1D data via the DFTF process. The 1D data is then further processed by machine learning. In the experiment, it was determined that the proposed system has three machine learning algorithms with the highest test accuracy from the database of water bottles and various produce databases. The accuracy of the following algorithms, Naïve Bay, Random Forest, and Support Vector Machine, is 98.99%, 95.63%, and 93.2%, respectively.

Keywords: Trace Transform, Machine Learning, Discriminant Feature

1. บทนำ

แนวทางในการวิเคราะห์ภาพตั้งแต่อดีตจนถึงปัจจุบัน มีการพัฒนาแนวทางมาอย่างแพร่หลายจากนักวิจัยทั่วโลก โดยที่นักวิจัยทุกคน

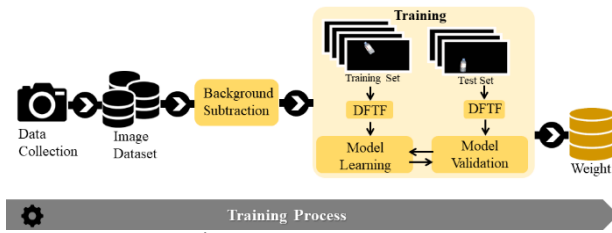
ต่างก็มีเป้าหมายในการวิเคราะห์ภาพที่แตกต่างกันไป และเกิดขึ้นมาอย่างมากมายต่อเนื่องมาจนถึงปัจจุบัน โดยมุมมองของการวิเคราะห์ภาพที่ได้รับความนิยมสนใจในการพัฒนาอย่างต่อเนื่องนั้น เกิดมาจากเหตุที่ว่าภาพเป็นข้อมูลสำคัญอย่างหนึ่งที่มีมนุษย์มองเห็น และนำมาใช้เพื่อการพิจารณาเพื่อดำรงชีวิต และตัดสินใจ ดังนั้นแนวทางในการนำภาพมาใช้วิเคราะห์เพื่อทำให้เกิดระบบการพิจารณาภาพสำหรับการแก้ไขปัญหาต่างๆจึงเกิดขึ้นอย่างมากมายจนถึงปัจจุบัน อาทิเช่น การวิเคราะห์ภาพเพื่อการค้นหาค้นหาวัตถุ การวิเคราะห์ภาพเพื่อการรู้จำ การวิเคราะห์ภาพเพื่อการปรับแต่งให้ภาพมีความสมบูรณ์เพิ่มขึ้น การวิเคราะห์ภาพเพื่อนำไปใช้ทางการแพทย์ การวิเคราะห์ภาพเพื่อนำไปใช้ในโรงงานอุตสาหกรรม และการวิเคราะห์ภาพจากภาพถ่ายดาวเทียม เป็นต้น ซึ่งเมื่อนำภาพมาวิเคราะห์แล้ว นักวิจัยทั้งหลายต่างพบว่า พื้นฐานปัญหาของภาพที่มักจะพบได้ทั่วไปนั้นมีลักษณะต่างๆดังนี้เช่น สัญญาณรบกวนของภาพ ความไม่ชัดเจนของข้อมูลภาพ การเปลี่ยนตำแหน่งของวัตถุภายในภาพ และการหมุนของวัตถุภายในภาพ เป็นต้น ซึ่งแนวทางการแก้ปัญหภาพในลักษณะที่กล่าวมาที่ถูกรวบรวมไว้ และสร้างอัลกอริทึมมารองรับเพื่อแก้ปัญหาอย่างเช่น อัลกอริทึม Radon Transform [1] และ Trace Transform [2] ที่นิยมนำมาสร้างข้อมูลสำหรับการรู้จำภาพ และมีความคงทนต่อปัญหาพื้นฐานของภาพ

ปัญญาประดิษฐ์เป็นอีกหนึ่งวิธีการที่ได้รับความนิยมอย่างแพร่หลายเช่นเดียวกัน เนื่องจากในปัจจุบัน เทคโนโลยีที่เกิดขึ้นสามารถนำมาสร้างการคำนวณทางคณิตศาสตร์ที่ซับซ้อน เพื่อแก้ปัญหาภายในภาพได้เช่นเดียวกัน ดังนั้นจึงเกิดแนวทางการผสมผสานอัลกอริทึมสำหรับการวิเคราะห์ภาพมาวิเคราะห์ข้อมูลภาพร่วมกับปัญญาประดิษฐ์อย่างแพร่หลายโดยลักษณะงานวิจัยจะเป็นการปรับปรุงเพื่อพัฒนาแนวทางการวิเคราะห์ภาพในลักษณะเดิมเช่น การปรับปรุงความละเอียดของภาพด้วยปัญญาประดิษฐ์ [3] การค้นหาค้นหาวัตถุภายในภาพด้วยปัญญาประดิษฐ์ [4] เป็นต้น

แนวทางการวิจัยในบทความฉบับนี้เป็นการพัฒนาต่อยอดการทำงานจากงานวิจัย [5] ที่มีเป้าหมายเพื่อพยากรณ์การหมุนของวัตถุภายในภาพ โดยนำแมชชีนเลิร์นนิงมาช่วยเหลือในการพิจารณาข้อมูล ดังนั้นฐานข้อมูลที่ถูกนำมาทดลองนั้น จะถูกอ้างอิงจากฐานข้อมูลกลุ่มเดียวกันเพื่อนำมาเปรียบเทียบกับอัลกอริทึมต่างๆที่สามารถนำมาใช้งานได้โดยบุคคลทั่วไป ซึ่งระบบการทำงานของอัลกอริทึมที่นำเสนอขึ้นนั้น จะกล่าวถึงตามลำดับในหัวข้อต่อไป

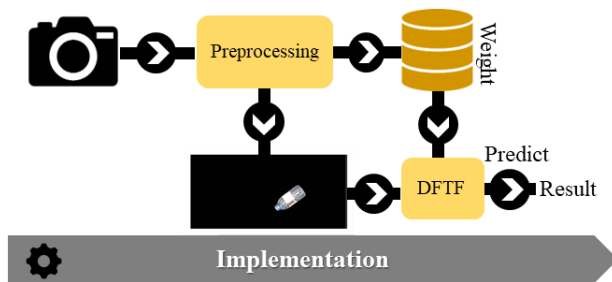
2. แนวคิดและทฤษฎี

2.1 ภาพรวมระบบการทำงาน



รูปที่ 1 ระบบการฝึกสอนข้อมูลภายในงานวิจัย

จากรูปที่ 1 กระบวนการฝึกอบรม เป็นขั้นตอนที่ใช้ในการกำหนดข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ให้กับอัลกอริทึมแมชชีนเลิร์นนิง โดยเริ่มต้นจากกระบวนการนำภาพวัตถุจากฐานข้อมูลมาผ่านกระบวนการเพื่อจัดการข้อมูลภาพเบื้องต้น และใช้อัลกอริทึมเทรซทรานฟอร์มเพื่อสร้างผลลัพธ์ในเทรซทรานฟอร์มโดเมน จากนั้นนำภาพผลลัพธ์ที่ได้ไปลดทอนข้อมูลให้อยู่ในรูป 1 มิติด้วยอัลกอริทึม DFTF และนำข้อมูล 1 มิตินี้มาเรียนรู้ด้วยแมชชีนเลิร์นนิงในขั้นตอนสุดท้าย จึงจะได้ค่าน้ำหนักสำหรับการเรียนรู้เพื่อนำไปใช้งานต่อไป



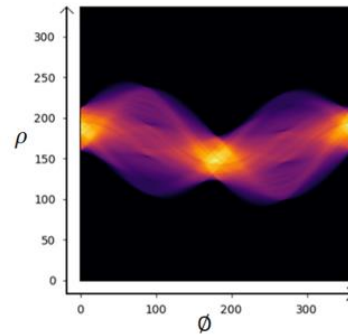
รูปที่ 2 วิธีการนำค่าน้ำหนักไปใช้งาน

จากรูปที่ 2 วิธีการการนำไปใช้งานเป็นขั้นตอนของการนำค่าน้ำหนักที่สร้างขึ้นไปใช้งานกับข้อมูลภาพใหม่ หรือกลุ่มข้อมูลภาพจากฐานข้อมูลที่ใช้ทดสอบ ซึ่งมีขั้นตอนการจัดการข้อมูลภาพในรูปแบบเดียวกับขั้นตอนการฝึกสอน นั่นคือการแปลงภาพผ่านเทรซทรานฟอร์มและแปลงผลลัพธ์จากอัลกอริทึมดังกล่าวให้เป็นข้อมูล 1 มิติ ก่อนนำไปพยากรณ์คำตอบด้วยค่าน้ำหนักที่สร้างขึ้น โดยเฉพาะสำหรับการพยากรณ์การหมุนของวัตถุ กำหนดให้มีความคลาดเคลื่อนรวมกันไม่เกิน 10 องศา ทั้งทิศทางตามเข็มนาฬิกาและทวนเข็มนาฬิกา

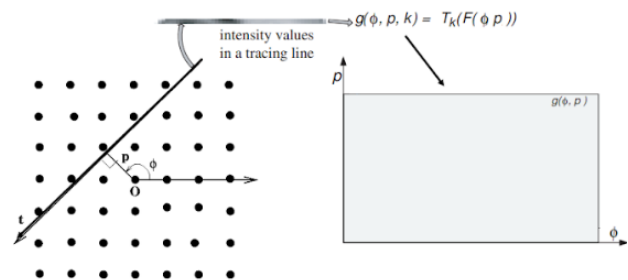
2.2 เทรซทรานฟอร์ม

การทำงานของเทรซทรานฟอร์ม คือการแปลงภาพให้เข้าสู่โดเมนรูปแบบคลื่นลักษณะหนึ่งดังรูปที่ 3 ซึ่งมีประโยชน์สำหรับการนำผลลัพธ์ของอัลกอริทึมไปจำแนกลักษณะหรือรู้จำวัตถุ จุดเด่นของอัลกอริทึมดังกล่าวนี้คือมีความทนทานต่อวัตถุภายในภาพที่เกิดการเปลี่ยนแปลงในลักษณะการหมุน การเปลี่ยนตำแหน่ง และการเปลี่ยนแปลงของขนาดวัตถุ

อัลกอริทึมเทรซทรานฟอร์มจะประมวลผลโดยนำพารามิเตอร์สามชนิดมาทำงานร่วมกันเพื่อการเลือกข้อมูลสำหรับใช้คำนวณด้วยฟังก์ชันการคำนวณมาตรฐานของเทรซทรานฟอร์ม โดยพารามิเตอร์เหล่านี้ประกอบไปด้วย พารามิเตอร์ θ ρ และ t แสดงได้ดังรูปที่ 4 และสามารถเขียนได้ดังสมการที่ 1



รูปที่ 3 ผลลัพธ์อัลกอริทึมจากเทรซทรานฟอร์ม



รูปที่ 4 การทำงานของเทรซทรานฟอร์ม [6]

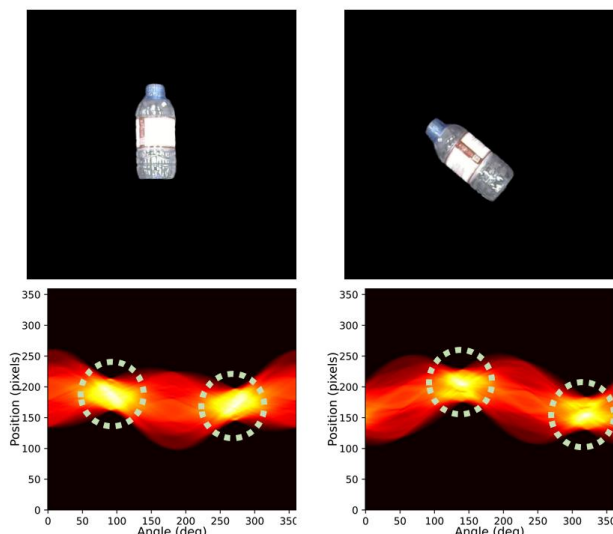
$$g(\theta, \rho, k) = T_k(F(\theta, \rho)) \quad (1)$$

เมื่อ θ จะทำการควบคุมทิศทางทางหมุนจากแกนกลางของจุดอ้างอิงเพื่อดึงข้อมูล โดยการทำงานในแต่ละครั้งจะทำการปรับทิศทางทางหมุนตั้งแต่ 0 ถึง 360 องศา และ ρ คือระยะห่างที่นับระยะในระบบพิกเซล (Pixel) ที่วัดจากตำแหน่งใดๆ ไปตั้งฉากกับจุดอ้างอิง โดยที่ระยะของ ρ มีค่ามากหรือน้อยจะขึ้นอยู่กับขนาดของภาพ และเมื่อพารามิเตอร์ทั้งสองชนิดถูกกำหนดแล้ว จะสามารถดึงข้อมูลออกมาในลักษณะของสายข้อมูลซึ่งจะถูกเรียกว่าเทรซซิงไลน์ (t) โดยที่ข้อมูลใน t นี้จะถูกนำไปผ่านสมการซึ่งถูกเลือกโดยผู้ใช้งานว่าจะเลือกใช้อัลกอริทึมใดจากลำดับ (k)

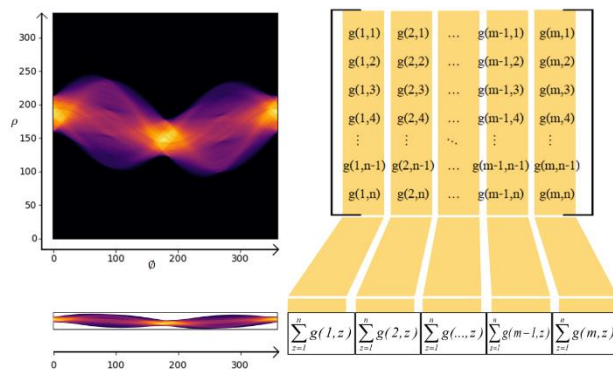
ลักษณะของผลลัพธ์จากเทรซทรานฟอร์มนี้เมื่อสังเกตจะพบว่ามิลักษณะเป็น 2 มิติโดยอ้างอิงจากแกน θ และ ρ ซึ่งพบว่าข้อมูลมีปริมาณมากเกินไปสำหรับนำไปฝึกสอนด้วยกระบวนการแมชชีนเลิร์นนิง ดังนั้นการนำเสนอในบทความจึงนำเสนอวิธีการเพื่อลดปริมาณข้อมูลเพื่อให้มีความเหมาะสมกับการนำไปฝึกสอนให้กับกระบวนการแมชชีนเลิร์นนิง โดยเป็นการลดมิติของข้อมูล โดยวิธีการ DFTF อีกทั้งยังคงรักษาคุณสมบัติของการพยากรณ์ทิศทางทางหมุนของวัตถุภายในภาพได้ โดยจะแสดงได้ดังหัวข้อต่อไป

2.3 การสะสมฟิเจอร์จากผลลัพธ์เทรซทรานฟอร์มโดเมน

การสะสมคุณลักษณะเด่นจากเทรซทรานฟอร์ม (Discriminant Feature Trace Transform : DFTF) [7] เป็นการแปลงข้อมูลภาพจากสองมิติให้สามารถนำไปเข้าสู่กระบวนการสร้างโมเดลได้ โดยเมื่อสังเกตจากผลลัพธ์จากเทรซทรานฟอร์มโดเมนที่อยู่ในมุมมองภาพที่เป็นแกนตัดกันระหว่างระยะทางจากจุดศูนย์กลางที่มีระยะทางเปลี่ยนแปลงไปตามขนาดของภาพจะพบว่ายิ่งภาพมีขนาดใหญ่ ค่าในแกน ρ ยิ่งมากขึ้น และทิศทางการหมุนของเทรซซิงไลน์ที่มีระยะตั้งแต่ 0 ถึง 360 องศา ที่อยู่ในแกน θ ซึ่งถ้าสังเกตจะพบว่าค่าในแกน θ นี้ไม่ว่าภาพจะมีขนาดใหญ่เท่าใดขนาดของแกน θ จะยังคงเท่าเดิมเนื่องจากการสร้างลิ้นในเทรซทรานฟอร์มโดเมนยังคงหมุนในทิศทางเท่ากันทุกภาพดังรูปที่ 5



รูปที่ 5 การเปรียบเทียบผลผลิตจากอัลกอริทึมเทรซทรานฟอร์ม



รูปที่ 6 มุมมองการทำงานของ DFTF

วิธีการแปลงข้อมูลภาพจาก 2 มิติ เป็น 1 มิติจากข้อมูลในเทรซทรานฟอร์มโดเมนดังรูปที่ 6 ซึ่งจะพิจารณาข้อมูลเป็นในลักษณะเมทริกซ์และทำการหาผลรวมจากข้อมูลในแต่ละคอลัมน์ โดยจะสามารถเขียนได้ดังสมการที่ 2

$$x_{i,j} = \sum_{z=1}^n g_j(i,z) \quad (2)$$

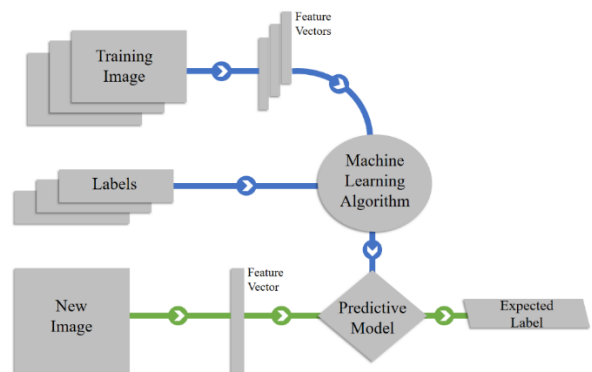
ซึ่งทำการเพิ่มตัวกำหนดลำดับของข้อมูลภาพลำดับที่ j เพื่อกำหนดให้รู้ว่าข้อมูลจาก $g_i(i,z)$ มาจากตำแหน่งที่คอลัมน์และภาพใด โดยเมื่อทำการแปลงข้อมูลครบทุกภาพจะได้ลักษณะกลุ่มข้อมูลที่นำไปสร้างโมเดลจะแสดงได้ดังตารางที่ 1 ซึ่งเป็นกลุ่มข้อมูลในลักษณะตารางของข้อมูลทุกภาพที่ถูกแปลงข้อมูลเพื่อให้พร้อมสำหรับการนำไปสร้างโมเดลต่อไป โดยกำหนดให้ X_i แทนข้อมูลฟิเจอร์ในแต่ละหลักซึ่งจะมีจำนวนข้อมูลทั้งหมด 360 ฟิเจอร์ซึ่งแต่ละแถวของการเก็บข้อมูลนี้จะมีการกำหนดค่าตอบของแต่ละแถวจะแทนค่าตอบแบบการจัดกลุ่ม โดยจะแทนแต่ละกลุ่มด้วย c

ตารางที่ 1 ลักษณะข้อมูลก่อนนำเข้าสู่แมชชีนเลิร์นนิง

X_1	X_2	X_3	$\dots$	X_{360}	C
$x_{1,1}$	$x_{2,1}$	$x_{3,1}$	$\dots$	$x_{m,1}$	c_1
$x_{1,2}$	$x_{2,2}$	$x_{3,2}$	$\dots$	$x_{m,2}$	c_2
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\dots$	$\vdots$	$\vdots$
$x_{n,k}$	$x_{2,k}$	$x_{3,k}$	$\dots$	$x_{m,k}$	c_k

2.4 แมชชีนเลิร์นนิง

แมชชีนเลิร์นนิงเป็นกลุ่มหนึ่งของเทคนิคในด้านปัญญาประดิษฐ์ที่ใช้สถิติ คณิตศาสตร์ และการเรียนรู้จากข้อมูลในการสร้างโมเดลและสอนคอมพิวเตอร์เพื่อให้มีความสามารถในการเข้าใจและทำนายผลลัพธ์ด้วยตัวเอง โดยไม่ต้องระบุชุดเงื่อนไขการทำงานของโปรแกรมอย่างละเอียด แต่ให้มีการปรับตัวให้มีความแม่นยำในการทำนายผลลัพธ์หรือการแก้ไขปัญหาที่มีลักษณะคล้ายคลึงกับข้อมูลที่เคยเห็นมาก่อน

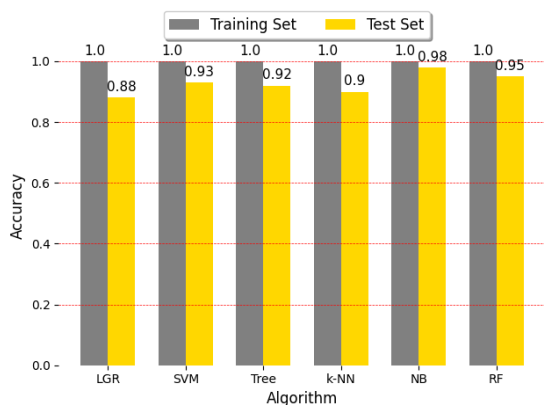


รูปที่ 7 รูปแบบการทำงานของแมชชีนเลิร์นนิงแบบการเรียนรู้แบบมีผู้สอน

ดังนั้นจากกระบวนการก่อนหน้าเมื่อได้กลุ่มข้อมูลในรูปแบบตารางและพร้อมสำหรับการนำไปสร้างโมเดลสำหรับการพยากรณ์หมุนของวัตถุ จะมีขั้นตอนดังรูปที่ 7 ซึ่งเป็นการเรียนรู้ของแมชชีนเลิร์นนิงรูปแบบหนึ่งที่เราเรียกว่าการเรียนรู้แบบมีผู้สอน โดยจะใช้ข้อมูลจากผู้ใช้งานมาเรียนรู้โดยอ้างอิงกับคำตอบที่กำกับไว้ เพื่อให้ระบบได้ทำการสร้างค่าน้ำหนักที่เหมาะสมกับการพยากรณ์คำตอบ

3. ผลการทดลอง

ลักษณะของการพยากรณ์ค่าตอบภายในบทความทำการทดลองเลือกมาทดสอบจะตั้งอยู่บนพื้นฐานของการพยากรณ์ค่าตอบในลักษณะของการจำแนกกลุ่ม ดังนั้นอัลกอริทึมจากแมชชีนเลิร์นนิงที่นำมาทดสอบจะประกอบไปด้วยอัลกอริทึมดังต่อไปนี้ LGR (Logistic Regression) SVM (Support Vector Machine) Tree (Decision Tree) k-NN (k-Nearest Neighbors) NB (Naïve Bayes) และ RF (Random Forest) โดยวิธีการทดลองจะทำการกำหนดให้ผลลัพธ์จากการทำงานมีค่าการพยากรณ์ค่าตอบอยู่ในช่วง 0-180 องศา ซึ่งจากการทดลองพบว่าความแม่นยำจากการฝึกสอนข้อมูลภาพจากฐานข้อมูลขนาดนี้ ทุกอัลกอริทึมมีความแม่นยำอยู่ที่ 100 % และเมื่อนำไปพยากรณ์กลุ่มข้อมูลจริงพบว่าอัลกอริทึมที่ดีที่สุดได้ผลการพยากรณ์มีความแม่นยำสูงที่สุดคือ NB โดยมีความแม่นยำอยู่ที่ 98 % และอัลกอริทึม LGR มีความแม่นยำต่ำที่สุดอยู่ที่ 88 % ตามลำดับ ดังรูปที่ 8



รูปที่ 8 ความแม่นยำจากการฝึกสอนและพยากรณ์ค่าตอบด้วยแมชชีนเลิร์นนิง

ตารางที่ 2 การวัดประสิทธิภาพที่ดีที่สุดของแต่ละอัลกอริทึม

Algorithm	TF Function	AI Method	Accuracy
DFTF	2	SVM	0.932
	1	RF	0.956
	8	NB	0.989
OpenCV [8]	-	-	0.682
Deep Learning	-	YOLOv8s	0.752
	-	YOLO (Rbbox) [9]	0.981

เมื่อนำอัลกอริทึมที่ถูกนำเสนอมาเปรียบเทียบกับอัลกอริทึมอื่นๆจะแสดงได้ดังตารางที่ 2 ซึ่งเป็นการเปรียบเทียบผลลัพธ์กับอัลกอริทึมพื้นฐานจาก OpenCV และการเรียนรู้เชิงลึกโดยจะพบว่า อัลกอริทึม DFTF ที่นำเสนอมีความแม่นยำสูงที่สุดอยู่ที่ 98.9% โดยใช้ฟังก์ชันของเทรซทรานฟอร์มลำดับที่ 8 และเรียนรู้ข้อมูลด้วยอัลกอริทึม NB ในขณะที่อัลกอริทึมพื้นฐานจากไลบรารี OpenCV มีความแม่นยำจากการทดลองอยู่ที่ 68.2% และเมื่อเปรียบเทียบกับอัลกอริทึมการเรียนรู้เชิงลึกจะพบว่ามีความแม่นยำใกล้เคียงกับวิธีที่นำเสนอ โดยอยู่ที่ 98.1%

4. สรุป

ในบทความฉบับนี้ได้ทดลองนำอัลกอริทึม DFTF มาใช้งานเพื่อทดสอบการพยากรณ์ทิศทางการหมุนของวัตถุภายในภาพ โดยจากการทดลอง สังเกตได้ว่าความแม่นยำของอัลกอริทึม DFTF และ เรียนรู้เชิงลึกแบบ YOLO นั้นมีความใกล้เคียงกัน โดยมีความแม่นยำจากทั้งสองวิธีมากกว่า 98% ในขณะที่การเลือกใช้อัลกอริทึมจากไลบรารีพื้นฐาน OpenCV นั้นจะมีความแม่นยำอยู่ที่เพียง 68% เมื่อนำมาใช้กับฐานข้อมูลที่นำมาทดสอบภายในบทความ

เอกสารอ้างอิง

- [1] S. Matz, "Orientation Detection of Lines in Binary Images Using the Radon Transform," *International Conference on Computational Science and Computational Intelligence (CSCI)*., Las Vegas, NV, USA, pp. 716-719, 2019.
- [2] N. Jundang, "Development of Trace Transform using Machine Learning for reducing the tracing line calculation," *2022 International Electrical Engineering Congress (iEECON)*., Khon Kaen, Thailand, pp. 1-4, 2022.
- [3] H. Mittal, V. Rai, S. Sonawane and S. Mhatre, "Image Resolution Enhancer using Deep Learning," *International Conference on Applied Artificial Intelligence and Computing (ICAAC)*., Salem, India, pp. 578-586, 2022.
- [4] C. Tang, Y. Feng, X. Yang, C. Zheng and Y. Zhou, "The Object Detection Based on Deep Learning," *International Conference on Information Science and Control Engineering (ICISCE)*., Changsha, China, pp. 723-728, 2017.
- [5] N. Jundang, and S. Sitjongsatoporn, "Discriminant Feature Trace Transform for Predictive Object Rotation," *International Journal of Intelligent Engineering and Systems*., Vol.16, No.1, 2023.
- [6] A. Kadyrov and M. Petrou, "The Trace transform and its applications," in *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*., vol. 23, no. 8, pp. 811-828, Aug. 2001.
- [7] N. Jundang and S. Sitjongsatoporn, "Reinforced Deep Learning By Discriminant Feature Trace Transform," *International Electrical Engineering Congress (iEECON)*., Krabi, Thailand, pp. 373-376, 2023.
- [8] OpenCV. Open Source Computer Vision Library. 2015.
- [9] Z. Wang, L. Shen, B. Li, J. Yang, F. Yang, K. Yuan C. Fang and Y. Fanwang, "Real-Time Rotated Object Detection Using Angle Decoupling," *China Automation Congress (CAC)*., Beijing, China, pp. 2772-2778, 2021.

ผลของทุ่นลอยน้ำสีเทากับทุ่นลอยน้ำดำที่มีผลต่อการผลิตกำลังไฟฟ้าของแผงเซลล์แสงอาทิตย์แบบสองหน้า

The effect of grey and black floating platforms on the power conversion of bifacial solar cells

ทิพวิทย์ รัตนวิชัย¹ ทิพย์วรรณ พิงสุวรรณรักษ์¹ ภาทิน อินทร์เจริญ² สุณันฐ์ เลาหิโรจน์¹ ดวงกมล ประเสริฐดี¹ สุกมัย รัตนธรรม¹ อิลเกิ ล้ายชาย¹

¹สาขาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี thipwan@g.sut.ac.th

²บริษัท เท็กซ์พลอร์ จำกัด pakininj@scg.com

บทคัดย่อ

ในงานวิจัยนี้ได้ทำการศึกษาผลของทุ่นลอยน้ำสีเทากับทุ่นลอยน้ำดำที่มีผลต่อการผลิตกำลังไฟฟ้าของแผงเซลล์แสงอาทิตย์แบบสองหน้า โดยได้ทำการศึกษาค่ากำลังไฟฟ้าเฉลี่ยของระบบแผงเซลล์แสงอาทิตย์ (The average power of the solar cell system : AP_{SC}) ค่าพลังงานแสงอาทิตย์ ความเร็วลม อีกทั้งยังได้ศึกษาลักษณะทางโครงสร้างจุลภาค การดูดกลืนแสง และสัมประสิทธิ์การสะท้อนแสง (Reflectance :R%) ของทุ่นลอยน้ำทั้งสีเทาและสีดำ โดยแผงเซลล์แสงอาทิตย์ได้ทำการติดตั้งที่มุม 8 องศาหันหน้าไปทางทิศใต้ จากผลการศึกษพบว่าทุ่นลอยน้ำสีเทาให้ R% ที่มากกว่าทุ่นลอยน้ำสีดำอย่างเห็นได้ชัด มีผลทำให้ค่ากำลังไฟฟ้าของแผงเซลล์แสงอาทิตย์ที่ได้ติดตั้งบนทุ่นลอยน้ำสีเทามีค่าที่มากกว่าทุ่นลอยน้ำสีดำประมาณ 0.46%

คำสำคัญ: ทุ่นลอยน้ำ แผงเซลล์แสงอาทิตย์แบบสองหน้า เส้นทางเดินของดวงอาทิตย์

Abstract

This research examines the impact of gray and black floating platforms on the power output of bifacial solar cell systems. Factors studied include the average power of the solar cell system (AP_{SC}), irradiation, wind speed, surface morphology, light absorption, and light reflection (R%) for both gray and black platforms. Solar panels were installed at an 8-degree tilt angle facing south. Findings indicate that gray platforms demonstrate notably higher R% than black platforms, resulting in a ~0.46% power output increase for solar panels on gray platforms compared to black ones.

Keywords: Floating platforms, Bifacial solar cells, Solar path.

1. บทนำ

เซลล์แสงอาทิตย์ลอยน้ำในปัจจุบันนี้กำลังได้รับความสนใจเป็นอย่างมาก เนื่องจากสามารถติดตั้งได้ในหลากหลายพื้นที่เช่น ในบ่อเลี้ยงอ่าวเก็บน้ำ ทะเล และแม่น้ำ ทำให้สามารถเพิ่มประสิทธิภาพในการใช้พื้นที่ดินที่มีอยู่อย่างจำกัดได้เป็นอย่างดี และช่วยลดการใช้พื้นที่บนพื้นดินได้อย่างมีประสิทธิภาพ หนึ่งในโครงสร้างหลักของระบบเซลล์แสงอาทิตย์ลอยน้ำคือ ทุ่นลอยน้ำ ซึ่งมีผลต่อการรองรับน้ำหนักของแผงเซลล์

แสงอาทิตย์และช่วยเพิ่มประสิทธิภาพการผลิตกำลังไฟฟ้าของแผงเซลล์แสงอาทิตย์แบบสองหน้าจากการสะท้อนแสงอาทิตย์ที่ตกกระทบบนพื้นผิวให้ไปยังแผงเซลล์แสงอาทิตย์ นอกจากนั้นการระเหยของไอน้ำในสระยังสามารถช่วยลดอุณหภูมิของแผงเซลล์แสงอาทิตย์ได้อีกด้วย ทำให้ประสิทธิภาพการแปลงพลังงานของแผงเซลล์แสงอาทิตย์ดีขึ้น อีกทั้งแผงเซลล์แสงอาทิตย์ยังสามารถช่วยลดการระเหยของน้ำในสระได้อีกด้วย [1]

แผงเซลล์แสงอาทิตย์แบบสองหน้าสามารถรับแสงอาทิตย์ได้ทั้งจากด้านหน้าและด้านหลังของแผง ทำให้มีโอกาสในการรับแสงอาทิตย์ที่มากขึ้นเมื่อเทียบกับแผงเซลล์แสงอาทิตย์แบบหน้าเดียว (Mono-facial solar cell) ที่รับแสงได้เฉพาะด้านหน้าเพียงด้านเดียว อีกทั้งการติดตั้งแผงเซลล์แสงอาทิตย์แบบสองหน้านั้น โครงสร้างพื้นผิวที่มีสีขาวหรือสีอื่น ๆ ที่มีค่าการสะท้อนแสงของพื้นผิวในการติดตั้ง (Albedo) สูงก็จะช่วยให้สามารถเพิ่มกำลังการผลิตให้กับแผงเซลล์แสงอาทิตย์แบบสองหน้าได้ ค่า Albedo ของวัสดุต่างๆ เช่น น้ำประมาณ 4.8% ทรายประมาณ 36% และ คอนกรีตทาสีขาว ประมาณ 60-80 % ราคาของแผงเซลล์แสงอาทิตย์แบบสองหน้ามักจะสูงกว่าแผงเซลล์แสงอาทิตย์แบบหน้าเดียว เนื่องจากแผงเซลล์แสงอาทิตย์แบบสองหน้ามีความซับซ้อนในการออกแบบและการผลิต อย่างไรก็ตามราคาของแผงเซลล์แสงอาทิตย์แบบสองหน้านั้นมีราคาใกล้เคียงกับแผงเซลล์แสงอาทิตย์แบบหน้าเดียวในบางประเภท เช่น แผงโซลาร์เซลล์แบบประสิทธิภาพสูง (High efficiency solar cell) และแผงโซลาร์เซลล์สีดำ (All black solar cell) การหันหน้าของแผงเซลล์แสงอาทิตย์ไปทางทิศใต้และทำมุมต่ำ จะทำให้แผงเซลล์แสงอาทิตย์สามารถรับพลังงานแสงอาทิตย์ได้ยาวนานที่สุดตลอดเวลา ณ ตำแหน่งทดสอบ เนื่องจากเส้นทางเดินของดวงอาทิตย์ตลอดทั้งปีส่วนใหญ่จะอ้อมไปทางทิศใต้ [2, 3]

ทุ่นลอยน้ำทำมาจากพลาสติกพอลิเอทิลีนชนิดความหนาแน่นสูง High Density Polyethylene (HDPE) ที่มีส่วนผสมในการเพิ่มความคงทนต่อรังสี UV (Ultraviolet) และแสงแดด ทำให้ทุ่นลอยน้ำมีความคงทน ไม่กรอบแตกง่ายเมื่ออยู่กลางแจ้ง ไม่เป็นอันตรายต่อสิ่งแวดล้อม และไม่ปล่อยสารปนเปื้อน [4]

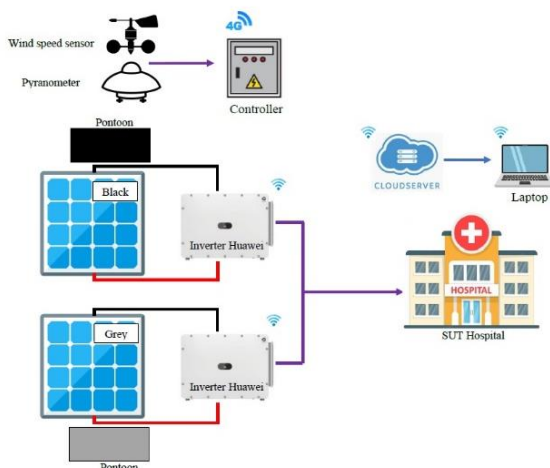
ในงานวิจัยนี้ได้ศึกษาสมบัติของทุ่นลอยน้ำสีเทาและทุ่นลอยน้ำสีดำที่มีผลต่อการผลิตกำลังไฟฟ้าของแผงเซลล์แสงอาทิตย์แบบสองหน้า ในการศึกษาโครงสร้างทางพื้นผิวได้ใช้เครื่องมือตรวจสอบ Filed emission

scanning electron microscope (FE-SEM) เครื่อง Carl Zeiss รุ่น Auriga ในการศึกษามบิตทางแสงได้ใช้เครื่อง UV-VIS-NIR Spectrophotometer ในช่วงความยาวคลื่น 200-2500 nm ในการศึกษาการผลิตกำลังไฟฟ้าของแผงเซลล์แสงอาทิตย์ได้ใช้ Huawei Inverter รุ่น SUN2000-185KTL-H1 ซึ่งมี Smart Power Sensor ภายในตัว ในการศึกษาค่าพลังงานของแสงอาทิตย์ได้ใช้ RK200-04 solar radiation sensor และในการศึกษาความเร็วลมได้ใช้ RK100-02 wind speed sensor

2. การทดลอง

2.1 ออกแบบระบบสำหรับการทดลอง

รูปที่ 1 แสดงระบบตรวจสอบการผลิตกำลังไฟฟ้าของแผงเซลล์แสงอาทิตย์แบบสองหน้าบนทุ่นลอยน้ำสีเทา กับทุ่นลอยน้ำสีดำ ชนิด HDPE โดยระบบประกอบไปด้วยแผงเซลล์แสงอาทิตย์แบบสองหน้ารุ่น JKM535-72HL4-BDVP ชนิด P-type จำนวน 700 แผง จากบริษัท Jinko solar แบ่งออกเป็น 350 แผงสำหรับติดตั้งบนทุ่นลอยน้ำสีเทา และ 350 แผงติดตั้งบนทุ่นลอยน้ำสีดำ การต่อเป็นแบบ 25 PV/String และ 350 PV/SUN2000-185KTL-H1 โดยหันหน้าแผงเซลล์แสงอาทิตย์ไปทางทิศใต้ 8 องศา ที่ความสูงในการติดตั้ง (Elevation) เท่ากับ 0 หรือแนบติดกับทุ่นลอยน้ำ ตำแหน่งต่ำสุดของแผงสูงจากผิวน้ำประมาณ 8cm ตำแหน่งสูงสุดของแผงสูงจากผิวน้ำประมาณ 34cm เมื่อแผงเซลล์แสงอาทิตย์ได้รับแสงอาทิตย์ก็จะผลิตกำลังไฟฟ้าส่งไปยัง Huawei Inverter และแปลงพลังงานที่ได้เป็นไฟฟ้ากระแสสลับ 3 เฟสส่งไปยังโหลดซึ่งเป็นโรงพยาบาลมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี นอกจากนี้ยังได้ทำการติดตั้งเซ็นเซอร์วัดความเร็วลมรุ่น RK100-02 เซ็นเซอร์วัดค่าพลังงานทางแสงรุ่น RK200-04 จากบริษัท Hunan Rika Electronic Tech อีกด้วย



รูปที่ 1 ระบบตรวจสอบการผลิตกำลังไฟฟ้าของแผงเซลล์แสงอาทิตย์แบบสองหน้าบนทุ่นลอยน้ำสีเทา กับสีดำ

การส่งข้อมูลของเซ็นเซอร์ทุกตัวจะส่งผ่านการสื่อสารแบบ RS485 จากนั้นข้อมูลจะถูกส่งไปยังตัวควบคุมเพื่อแปลงสัญญาณ RS485 เป็นข้อมูลที่ถูกต้องแล้วส่งไปยัง Server ผ่านทางสัญญาณไวไฟ เพื่อเก็บ

บันทึกข้อมูลที่ได้ทำการทดสอบ ลักษณะตัวอย่างของทุ่นลอยน้ำสีเทา และสีดำที่ตัดมาสำหรับวิเคราะห์แสดงดังรูปที่ 2 มีขนาดความกว้าง x ความยาวเท่ากับ 3cm x 5cm



(ก)



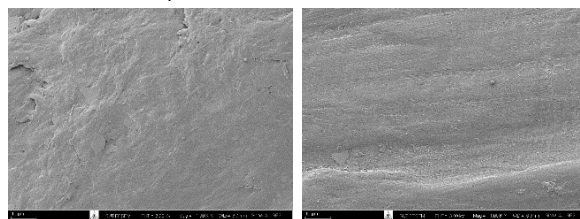
(ข)

รูปที่ 2 (ก) ทุ่นลอยน้ำสีเทา และ(ข) ทุ่นลอยน้ำสีดำ

3. ผลและวิเคราะห์

3.1 ผลจากการวัด Filed emission scanning electron microscope (FE-SEM)

รูปที่ 3 แสดงลักษณะทางโครงสร้างจุลภาคของทุ่นลอยน้ำสีเทาและทุ่นลอยน้ำสีดำพบว่าที่ก้างขย 1,000 เท่า ลักษณะพื้นผิวของทุ่นลอยน้ำสีเทา กับทุ่นลอยน้ำสีดำไม่ได้แตกต่างกันอย่างเห็นได้ชัด โดยทุ่นลอยน้ำสีเทาจะมีลักษณะพื้นผิวที่สม่ำเสมอกว่าทุ่นลอยน้ำสีเทาเล็กน้อย แสดงให้เห็นถึงความแน่นของพื้นผิวและเป็นเนื้อเดียวกัน ซึ่งจะมีผลต่อความแข็งแรงของทุ่นลอยน้ำ และมีความคงทนต่อสภาพแวดล้อมได้ดี



(ก)

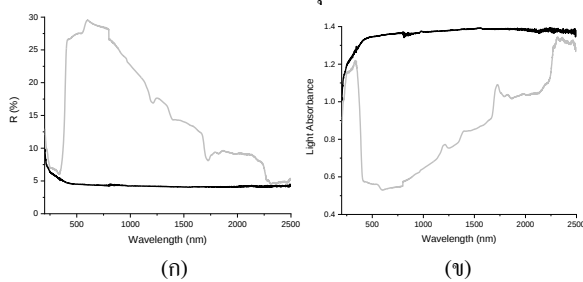
(ข)

รูปที่ 3 ลักษณะทางโครงสร้างจุลภาคของทุ่นลอยน้ำ (ก) สีเทา และ (ข) สีดำ

3.2 ผลจากการวัดสมบัติทางแสง

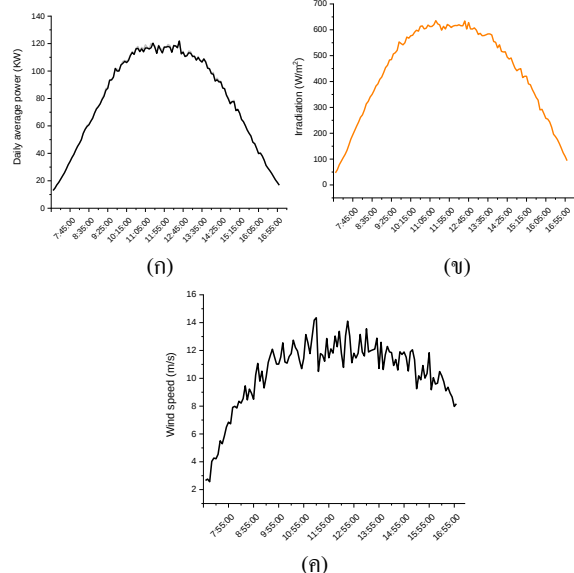
รูปที่ 4 (ก) แสดงสเปกตรัมของ R% ของทุ่นลอยน้ำสีเทา กับทุ่นลอยน้ำสีดำ พบว่าในช่วงของแสง UVC (100-280nm), UVB (280-315nm) และ UVA (315-400nm) ค่า R% ของทุ่นลอยน้ำสีเทา กับสีดำที่ ไม่ได้แตกต่างกันชัดเจน ในช่วงความยาวคลื่น visible light (400-700nm) ซึ่งเป็นช่วงแสงสีขาว พบว่าทุ่นลอยน้ำสีเทาจะให้ค่า R% ที่สูงกว่าทุ่นลอยน้ำสีดำอย่างชัดเจน และเป็นช่วงที่ทุ่นลอยน้ำสีเทาให้ค่า R% ที่สูงมาก โดยเฉพาะในช่วงความยาวคลื่นที่ 600nm ซึ่งจะให้ค่า R% ประมาณ 30% ในช่วงของแสง Infrared (มากกว่า 700nm) พบว่าทุ่นลอยน้ำสีเทา มีแนวโน้มค่า R% ลดลงเรื่อยๆ อย่างต่อเนื่องจนถึงที่ความยาวคลื่นประมาณ 2,200nm ในขณะที่ทุ่นลอยน้ำสีดำจะให้ค่า R% คงที่ไม่เปลี่ยนแปลงในช่วงความยาวคลื่น 500-2500nm ที่ค่า R% ประมาณ 5%

รูปที่ 4 (ข) แสดงค่า Light Absorbance ของท่อนลายน้ำสีดำนับท่อนลายน้ำสีเทา พบว่าในช่วงของแสง UVC, UVB และ UVA ท่อนลายน้ำสีดำนับท่อนลายน้ำสีเทาเล็กน้อย ในขณะที่ความยาวคลื่น visible light (400-700nm) ท่อนลายน้ำสีดำนับท่อนลายน้ำสีเทาอย่างชัดเจนที่ประมาณ 1.3 ในขณะที่ท่อนลายน้ำสีเทาจะดูดกลืนแสงได้ต่ำมาก ในช่วงของแสง Infrared (มากกว่า 700nm) พบว่าท่อนลายน้ำสีเทาไม่มีแนวโน้มดูดกลืนแสงเพิ่มขึ้นเรื่อยๆ จนถึงที่ความยาวคลื่นประมาณ 2,200nm ในขณะที่ท่อนลายน้ำสีดำนับท่อนลายน้ำสีเทาให้ค่าการดูดกลืนทางแสงคงที่ไม่เปลี่ยนแปลงในช่วงความยาวคลื่น 500-2500nm ที่ 1.3 ซึ่งผลที่ได้ก็สอดคล้องกับค่า R% ของท่อนลายน้ำทั้งสองชนิด และการดูดกลืนแสงก็มีผลต่อการสะสมความร้อนของท่อนลายน้ำด้วย



รูปที่ 4 (ก) ค่า R% และ (ข) ค่า Light Absorbance ของท่อนลายน้ำสีดำนับท่อนลายน้ำสีเทา

3.3 ผลจากการวิเคราะห์การผลิตกำลังไฟฟ้าของระบบเซลล์แสงอาทิตย์แบบสองหน้าติดตั้งบนท่อนลายน้ำสีดำนับท่อนลายน้ำสีเทา



รูปที่ 5 (ก) ความสัมพันธ์ระหว่างค่ากำลังไฟฟ้าเฉลี่ยของแผงเซลล์แสงอาทิตย์ (ข) ค่าพลังงานแสงอาทิตย์เฉลี่ย และ (ค) ความเร็วลมเฉลี่ย

จากรูปที่ 5 (ก) แสดงความสัมพันธ์ระหว่าง AP_{sc} ในช่วงปี 2565 และปี 2566 (เลือกมาวิเคราะห์เฉพาะวันที่ระบบเปิดการใช้งานและส่ง

ข้อมูลได้อย่างครบถ้วนตลอดทั้งวันจำนวน 145 วัน) กับเวลาในช่วง 7.00 น ถึง 17.00 น พบว่าแผงเซลล์แสงอาทิตย์ที่ติดตั้งไว้บนท่อนลายน้ำสีเทาและสีดำนับให้ AP_{sc} ไม่ได้แตกต่างกันมาก โดยแผงที่ติดบนท่อนลายน้ำสีเทาจะให้ AP_{sc} สูงสุดประมาณ 120 kW ในขณะที่ท่อนลายน้ำสีดำนับให้ AP_{sc} สูงสุดประมาณ 118 kW ณ ช่วงเวลา 11.30 น. ซึ่งเป็นช่วงเวลาที่ให้ค่ากำลังไฟฟ้ามากที่สุด รูป (ข) แสดงค่าพลังงานแสงอาทิตย์เฉลี่ยพบว่าค่าพลังงานแสงอาทิตย์ ณ ช่วงเวลาที่เที่ยงวันจะมีค่าอยู่ที่ประมาณ $600 W/m^2$ โดยช่วงเวลาที่ให้ค่าพลังงานแสงอาทิตย์สูงสุดจะเป็นช่วงเวลาประมาณ 11.30 น ซึ่งสอดคล้องกับ AP_{sc} สูงสุดที่แผงเซลล์แสงอาทิตย์ผลิตได้ รูป (ค) แสดงความเร็วลมเฉลี่ย ณ บริเวณที่ทำการทดสอบ พบว่าความเร็วลมเฉลี่ยก่อนช่วงจะมีค่าคงที่ในช่วงเวลา 9.00 น. ถึง 16.00 น. ที่ 12 m/s และในช่วงเวลาประมาณ 7.00 น. จะเป็นช่วงเวลาที่ค่าความเร็วลมเฉลี่ยต่ำที่สุด 3 m/s อย่างไรก็ตามในช่วงเวลาที่มีพายุฝนจะสามารถวัดค่าความเร็วลมสูงสุดได้ที่ 95 m/s

ตารางที่ 1 แสดง AP_{sc} ที่ติดตั้งบนท่อนลายน้ำสีเทา และท่อนลายน้ำสีดำนับ พบว่าในช่วงเดือน มกราคม และพฤศจิกายน แผงเซลล์แสงอาทิตย์ที่ติดตั้งบนท่อนลายน้ำสีเทาจะให้กำลังไฟฟ้าเฉลี่ยที่มากกว่าแผงเซลล์แสงอาทิตย์ที่ติดตั้งบนท่อนลายน้ำสีดำนับเล็กน้อยประมาณ 0.2% ในขณะที่เดือนธันวาคมนั้นแผงเซลล์แสงอาทิตย์ที่ติดตั้งบนท่อนลายน้ำสีดำนับจะให้กำลังไฟฟ้าเฉลี่ยที่มากกว่าประมาณ 0.16% โดยในช่วงของ 3 เดือนนี้ AP_{sc} แทบไม่ได้แตกต่างกันอย่างชัดเจน อาจเนื่องมาจากเส้นทางเดินของดวงอาทิตย์ได้อ้อมไปทางทิศใต้สุด เมื่อพิจารณาจากตำแหน่งทดสอบ ($14.869408, 102.031518$) จะพบว่าเส้นทางเดินของดวงอาทิตย์นั้นได้เริ่มเคลื่อนตัวออกจากตำแหน่งทดสอบมากขึ้นซึ่งจะส่งผลให้ดวงอาทิตย์ขึ้นช้า ทำให้ช่วงเวลากลางวันนั้นสั้นและดวงอาทิตย์จะตกดินเร็ว ทำให้ช่วงกลางคืนยาวนาน เนื่องจากดวงอาทิตย์เริ่มทำมุมต่ำกับตำแหน่งที่ทำการทดสอบ ในขณะที่เดือน มีนาคม เมษายน และพฤษภาคม แผงเซลล์แสงอาทิตย์ที่ติดตั้งบนท่อนลายน้ำสีเทาจะให้กำลังไฟฟ้าเฉลี่ยที่มากกว่าแผงเซลล์แสงอาทิตย์ที่ติดตั้งบนท่อนลายน้ำสีดำนับอย่างชัดเจนประมาณ 0.58% ถึง 1.03% อาจเนื่องมาจากเส้นทางเดินของดวงอาทิตย์นั้นได้เข้าใกล้ตำแหน่งจุดทดสอบมากขึ้น โดยเฉพาะเดือนเมษายนที่ดวงอาทิตย์เริ่มเปลี่ยนจากอ้อมใต้เข้ามาเป็นอ้อมเหนือซึ่งจะส่งผลให้ดวงอาทิตย์ขึ้นเร็ว ทำให้ช่วงเวลากลางวันนั้นยาวนานและดวงอาทิตย์จะตกดินช้า ทำให้ช่วงเวลากลางคืนสั้นลง เนื่องจากดวงอาทิตย์ทำมุมสูงกับตำแหน่งที่ทำการทดสอบ

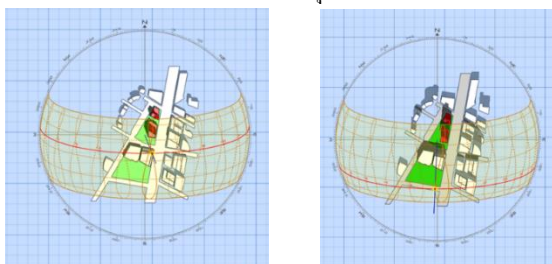
เส้นทางเดินที่อ้อมเหนือและอ้อมใต้ของดวงอาทิตย์กับจุดทดสอบนั้นส่งผลต่อ AP_{sc} ต่อเดือนอย่างชัดเจน โดยในการอ้อมเหนือของดวงอาทิตย์ ณ เดือนเมษายนจะให้กำลังไฟฟ้าเฉลี่ยสูงสุดประมาณ 88.87 kW สำหรับท่อนลายน้ำสีเทา และ 88.05 kW สำหรับท่อนลายน้ำสีดำนับ ในขณะที่การอ้อมใต้ของเดือนพฤศจิกายน และธันวาคมจะให้กำลังไฟฟ้าเฉลี่ยต่ำที่สุด โดยเฉพาะเดือนพฤศจิกายนประมาณ 64.26 kW สำหรับท่อน

ลอยน้ำทะเล และ 64.13kW สำหรับทุ่นลอยน้ำสีดำ อย่างไรก็ตามเมื่อเฉลี่ยจากทุกเดือนแล้วพบว่าแผงเซลล์แสงอาทิตย์ที่ติดตั้งบนทุ่นลอยน้ำสีเทาจะให้อำนาจการผลิตได้มากกว่าทุ่นลอยน้ำสีดำประมาณ 0.46% โดยเส้นทางเดินของดวงอาทิตย์แสดงดังรูปที่ 6

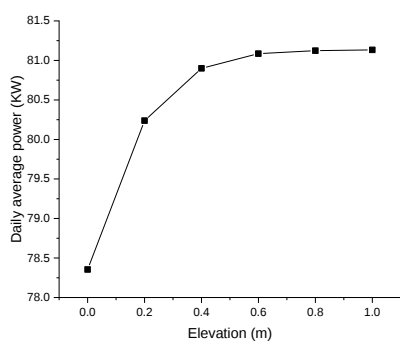
ตารางที่ 1 ค่ากำลังไฟฟ้าเฉลี่ยของแผงเซลล์แสงอาทิตย์ที่ติดตั้งบนทุ่นลอยน้ำสีเทาและสีดำ

เดือน	ทุ่นสีเทา (kW)	ทุ่นสีดำ (kW)	กำลังไฟฟ้าที่เพิ่มขึ้น (%)
มกราคม	86.43	86.25	0.21
มีนาคม	88.06	87.55	0.58
เมษายน	88.87	88.05	0.92
พฤษภาคม	73.70	72.94	1.03
พฤศจิกายน	64.26	64.13	0.20
ธันวาคม	68.81	68.92	-0.16
เฉลี่ย	78.35	77.97	0.46

หมายเหตุ เครื่องหมาย (-) หมายถึงแผงเซลล์แสงอาทิตย์ที่ติดตั้งบนทุ่นลอยน้ำสีดำให้กำลังไฟฟ้ามากกว่าแผงเซลล์แสงอาทิตย์ที่ติดตั้งบนทุ่นลอยน้ำสีเทา



รูปที่ 6 เส้นทางเดินของอาทิตย์ (ก) เดือนเมษายน และ (ข) เดือนพฤศจิกายน



รูปที่ 7 กำลังไฟฟ้าเฉลี่ยของระบบเซลล์แสงอาทิตย์เมื่อความสูงในการติดตั้งที่เปลี่ยนแปลงไป

รูปที่ 7 แสดงกำลังไฟฟ้าเฉลี่ยของระบบเซลล์แสงอาทิตย์เมื่อความสูงในการติดตั้งที่เปลี่ยนแปลงไป จากการจำลองผลด้วยโปรแกรม PVsyst-7.4 ของทุ่นลอยน้ำสีเทา พบว่าการเพิ่มความสูงการติดตั้งที่มาก

ขึ้นจะส่งผลให้ระบบเซลล์แสงอาทิตย์สามารถผลิตกำลังไฟฟ้าได้มากขึ้น เมื่อเพิ่มความสูงการติดตั้งที่ 0.2m จะสามารถเพิ่มกำลังการผลิตไฟฟ้าได้ถึง 80.24kW และเมื่อเพิ่มความสูงไปที่ 0.6m จะให้กำลังไฟฟ้าอยู่ที่ 81.09kW และที่ความสูง 1m จะให้กำลังไฟฟ้าที่เพิ่มขึ้นอีกเล็กน้อย ดังนั้นความสูงที่มีความเหมาะสมในการนำมาติดตั้งคือที่ 0.6m ซึ่งจะให้กำลังไฟฟ้าเพิ่มขึ้นถึง 3.48% ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัยก่อนหน้านี้ [2]

4. สรุป

จากการศึกษาผลของทุ่นลอยน้ำสีเทากับทุ่นลอยน้ำสีดำที่มีผลต่อการผลิตกำลังไฟฟ้าของแผงเซลล์แสงอาทิตย์แบบสองหน้า พบว่า R% ของทุ่นลอยน้ำสีเทามีค่าที่มากกว่าทุ่นลอยน้ำสีดำอย่างเห็นได้ชัด ซึ่งจะมีผลต่อการสะท้อนของแสงจากทุ่นลอยน้ำที่แผงเซลล์แสงอาทิตย์มากขึ้น และเมื่อเส้นทางเดินของดวงอาทิตย์อ้อมไปทางเหนือจะมีผลต่อ AP_{sc} ของแผงเซลล์แสงอาทิตย์ที่เพิ่มขึ้นมากกว่าเส้นทางเดินของดวงอาทิตย์อ้อมไปทางใต้ และการที่เส้นทางเดินของดวงอาทิตย์อ้อมเหนือขึ้นยังมีผลต่อการผลิตกำลังไฟฟ้าของแผงเซลล์แสงอาทิตย์ที่ติดตั้งบนทุ่นลอยน้ำสีเทามากกว่าที่ติดตั้งบนทุ่นลอยน้ำสีดำ อย่างไรก็ตามในช่วงของการอ้อมได้ในเดือน มกราคม พฤษภาคม และธันวาคม นั้น AP_{sc} ก็ไม่ได้แตกต่างกันอย่างชัดเจน

จากการจำลองผลด้วยโปรแกรม PVsyst-7.4 พบว่าค่าความสูงของแผงที่เพิ่มขึ้นนั้นมีผลต่อกำลังไฟฟ้าเฉลี่ยที่ผลิตได้อย่างเห็นได้ชัด ซึ่งเป็นแนวทางในการศึกษาวิจัยต่อไปในอนาคตเพื่อหาความสูงที่เหมาะสมกับต้นทุนค่าใช้จ่ายในการยกแผงขึ้นและสามารถต้านทานความเร็วลมได้ดี

5. กิตติกรรมประกาศ

ผู้เขียนขอขอบคณาจารย์มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี และบริษัท เท็กซ์พลอร์ จำกัด ที่ให้การสนับสนุนด้านการเงิน การศึกษาวิจัย

เอกสารอ้างอิง

- [1] P. Ranjbaran, H. Yousefi, G. B. Gharehpetian, and F. R. Astaraci, "A review on floating photovoltaic (FPV) power generation units," *Renew. Sust. Energ. Rev.*, vol. 110, pp. 332-347, 2019.
- [2] S. Rattanatham, T. Fangsuwannarak, and K. Chayakulkheeree, "Analysis of Power Production Profile of Bifacial Solar Plant Optimizing With Load Demand." *ICPEL*, pp. 142-145, 2021.
- [3] S. y. Obara, D. Konno, Y. Utsugi, and J. Morel, "Analysis of output power and capacity reduction in electrical storage facilities by peak shift control of PV system with bifacial modules," *Appl. Energy*, vol. 128, pp. 35-48, 2014.
- [4] A. Sahu, N. Yadav, and K. Sudhakar, "Floating photovoltaic power plant: A review," *Renew. sustain. energy rev.*, vol. 66, pp. 815-824, 2016.

A preference-based matching mechanism for participants in peer-to-peer energy market

Chuppawit Sompoh¹, Pikkanate Angaphiwatchawal² and Surachai Chaitusaney³

Department of Electrical Engineering, Faculty of Engineering, Chulalongkorn University, Bangkok, Thailand

Email: ¹chuppawit.som@gmail.com, ²pikkanate.a@gmail.com, ³surachai.c@chula.ac.th

Abstract

Due to an awareness of the climate change crisis and a cost reduction of renewable energy technology, more residential electricity consumers tend to install renewable energy technology in their homes and become prosumers. Consequently, an alternative energy market called peer-to-peer energy market is introduced allowing these prosumers to trade energy with neighborhoods. This paper proposes a matching mechanism for participants in the peer-to-peer energy market which allows peers to match with preferred neighborhoods. This proposed mechanism can be applied with multiple peers' preferences and also has no difference in matching results whether buyers or sellers start the matching process, which can be implied that equality among participants is secured. A matching mechanism between three buyers and three sellers is simulated in two scenarios. The first one is a scenario in which buyers start the matching process and sellers start the process in the second scenario. The simulation result shows that both matching results are identical.

Keywords: Peer Matching Mechanism, Peer-to-Peer Energy Market, Preference, Prosumer

1. Introduction

A renewable energy technology tends to be increasingly used nowadays due to more awareness of the climate change crisis and the cost reduction of renewable energy technology, e.g., solar PV systems [1]. Consequently, Residential electricity consumers tend to install more renewable energy technology, e.g., Solar PV systems, in their homes [2] changing their role from consumers to prosumers, consumers who can produce power. In recent research, prosumers are allowed to trade energy with neighborhoods through an alternative energy market called the peer-to-peer energy market.

In a traditional energy trading scheme, consumers purchase energy from a utility with a retail price and prosumers sell excess energy to the utility with a buyback price. On the other hand, the peer-to-peer energy market allows prosumers to directly negotiate with neighborhoods to reach a mutual trading agreement which consists of an agreed trading quantity and price between two parties. [3] Since the peer-to-peer energy market helps prosumers to match with the nearby neighborhoods, this market performs a local balancing in a grid which reduces power loss due to a lower power sending from distant power plants. Moreover, prosumers can make more profit due to peer-to-peer trading prices being higher than the buyback price and consumers can also achieve more cost-saving due to peer-to-peer trading prices being lower than the retail price.

There are many challenges in the peer-to-peer energy market. One of them is how to design the matching mechanism considering the preferences of market participants. The previous research associated with this challenge can be found in [4-7]. Guerrero et al. [4] proposed a matching mechanism with the utilization of a deferred-acceptance algorithm and electrical distance concept with buyers as initiators. This method performs a stable matching and allows peers to match with electrically closer neighborhoods. Zhao et al. [5] proposed an iterative-based matching process with social relationship preference consideration. In this scheme, the consumer sends a matching offer to the producer based on social relationship value and the producer reacts to that offer based on the weighted value between social relationship value and the consumer's price. However, both proposed matching mechanisms in [4] and [5] can give different matching results when changing the starter role from buyer to seller. Khorasany et al. [6] proposed a peer matching and negotiation method for prosumers in the peer-to-peer energy market. In the peer matching process, each peer ranks another party with offered prices and transaction fees estimated from loss. Then, each peer iteratively sends a matching offer to another party based on those ranks. This scheme can match peers without different matching results. Nevertheless, the matching mechanism from [4] to [6] consider only single participants' preference. Talari et al. [7] proposed a peer matching process that considers three different preferences, which are location, reputation, and type of resources. Each participant can uniquely adjust the premium price for each preference through premium coefficients. Although this scheme considers more than one preference simultaneously, the preferences of each participant are still limited only to location, reputation, and type of resources. Participants can't freely set their own multiple preferences in the matching process.

To mitigate the aforementioned research gap, this paper proposes a peer matching mechanism for peer-to-peer energy market participants which allows each participant to freely set their unique multiple preferences in a matching process. The proposed matching mechanism is an iterative-based method using multiple preference conditions and offered price to rank willing-to-match neighborhoods. By doing this, not only more participants' preferences can be freely applied in the matching process but also has no difference in matching result whether buyers or sellers start the process which can be implied that the proposed mechanism guarantee equality among participants.

The rest of this paper is organized as follows. Section 2 presents an overview of the preference-based matching process in a peer-to-peer energy market. In Section 3, four

Acknowledgement: The authors would like to thank the CUEE High-Performance Scholarship and Thailand Science Research and Innovation Fund Chulalongkorn University (IND66210021).

available online May 1, 2023.

*Corresponding author: Chuppawit Sompoh Chulalongkorn University (E-mail: chuppawit.som@gmail.com)

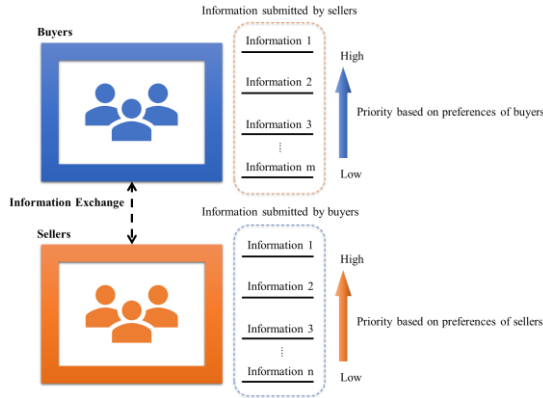


Fig. 1. An example of preference-based matching process

steps of the proposed peer matching mechanism are explained. Section 4 presents simulation results and a discussion. Finally, Section 5 concludes the paper.

2. Preference-Based Matching Process

This section describes the matching process in a peer-to-peer (P2P) energy market based on the preferences of market participants. The P2P energy market enables buyers and sellers to engage in direct energy transactions based on their preferences, without the participation of an intermediary. This removes the need for an intermediary in these transactions.

On a P2P market, participants can typically identify a variety of trading preferences, allowing them to trade energy as they reach an agreement on these preferences. The preferences of participants may include the types and sizes of generators, the total amount of demand, the distance between any two participants, and the trading prices between them.

Furthermore, as depicted in Fig. 1, when one party receives the information submitted by the other, that party has the right to assign priority. They will be matched if the first priority of two participants is identical; otherwise, the lower priority will be considered. This is done so that the most suitable partner for a contract can be selected.

3. Proposed Matching Mechanism

This section describes four steps of proposed peer matching mechanism which are preference conditions setting step, information exchanging and ranking step, scoring step, and matching step respectively.

Before the matching mechanism is performed, each market participant should determine the offered power and price and also identify his/her role as a buyer or seller. This paper assumes that prosumers will do a self-consumption first and then sell excess power as sellers if their power production is higher than demand, otherwise, they will buy power from the market to cover the rest of demand as buyers. For consumers, they always participate in this market as buyers.

A. Step 1: Set Preference Conditions

In this step, each participant determines preference conditions or properties of peers that he/she is willing to match with. After that, each participant sets the order of

these conditions based on the level of desire, i.e., if he/she prefers one property the most, he/she will set that property to be the first. Then, the next most desired property will be set in the next order.

B. Step 2: Exchange Information and Ranking

After each participant has a set of ordered preference conditions, he/she starts to exchange information with his/her neighborhoods based on his/her preference conditions and the neighborhoods' preference conditions. After exchanging all necessary information, each participant will consider his/her first priority condition with each neighborhood's information, i.e., if his/her neighborhood satisfies his/her preference condition, his/her neighborhood will be promoted to higher rank and will be validated with the next preference condition. Inversely, his/her neighborhood will stay in the same rank. After ranking all neighborhoods with each preference condition, then he/she will rearrange the order of his/her neighborhood in each rank with his/her neighborhood's offered price. If his/her neighborhood is a seller, the order is ascending. If his/her neighborhood is a buyer, the order is descending.

A flowchart of this step is demonstrated in Fig. 2. Note that the description of variables in the flowchart can be seen in the next step's explanation.

C. Step 3: Scoring

In this step, each participant uniquely gives a willing-to-match score to each of their neighborhood based on rank and order from previous step. The higher rank or higher order means higher priority and neighborhood with higher priority will be given a higher score by a certain participant. A score given to each neighborhood by each participant is demonstrated in (1)

$$score_{i \leftarrow j} = \frac{f}{n_j + 1} \times (n_j + 2 - m_{i,j}) - \frac{x_{i,j} - 1}{y_{i,j}} \times \left(\frac{f}{n_j + 1} + 0.01 \right) \quad (1a)$$

$$score_{j \leftarrow i} = \frac{f}{n_i + 1} \times (n_i + 2 - m_{j,i}) - \frac{x_{j,i} - 1}{y_{j,i}} \times \left(\frac{f}{n_i + 1} + 0.01 \right) \quad (1b)$$

where,

i, j	is	ID of seller i (buyer j).
n_i, n_j	is	Total preference of seller i (buyer j).
f	is	An identical maximum score that can be given to one participant.
$m_{i,j}$	is	Rank of seller i given by buyer j .
$y_{i,j}$	is	Total number of sellers who are in the same rank with seller i .
$x_{i,j}$	is	Order of seller i compared to other sellers in rank $m_{i,j}$ (After rearranging the order based on prices offered by sellers).
$m_{j,i}$	is	Rank of buyer j given by seller i .
$y_{j,i}$	is	Total number of buyers who are in the same rank with buyer j .
$x_{j,i}$	is	Order of buyer j compared to other buyers in rank $m_{j,i}$ (After rearranging the order based on prices offered by buyers).
$score_{i \leftarrow j}$	is	A willing-to-match score given to seller i by buyer j .
$score_{j \leftarrow i}$	is	A willing-to-match score given to buyer j by seller i .

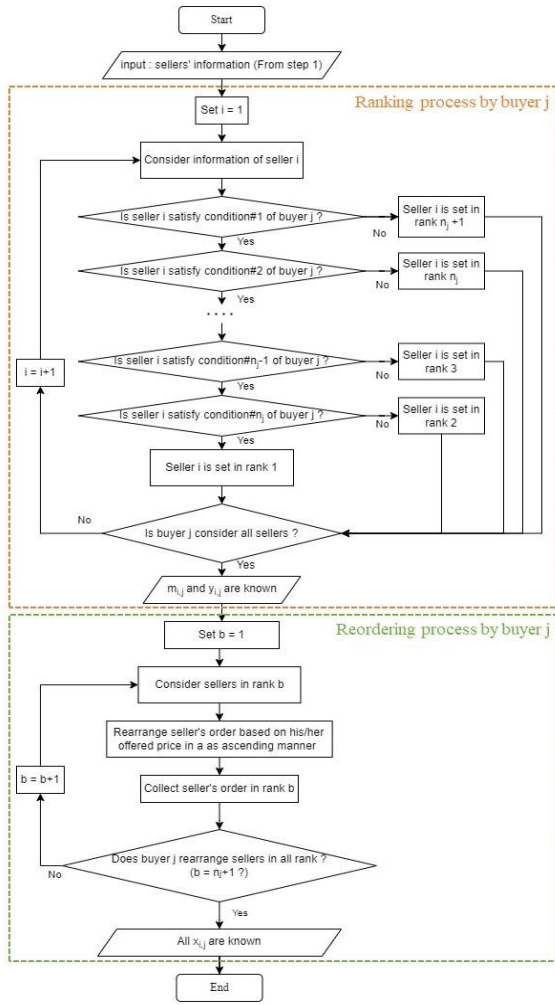


Fig. 2(a) A flowchart of ranking and reordering process by buyer j .

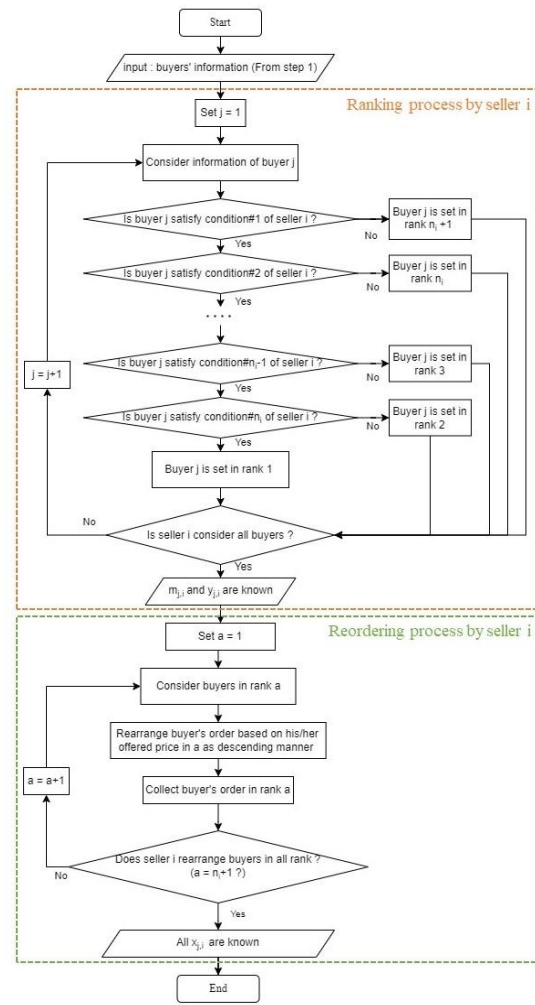


Fig. 2(b) A flowchart of ranking and reordering process by seller i .

After the score determination step ends, each participant will exchange scores with neighborhoods who are different role. That means sellers only exchange scores with buyers.

D. Step 4: Matching

After exchanging score step terminates, each participant will know a score that he/she gives to each neighborhood and also a score that each neighborhood gives to him/her. Next, each participant sums both scores together, as shown in (2)

$$score_sum_{i,j} = score_{i \leftarrow j} + score_{j \leftarrow i} \quad (2)$$

In the matching process, the proposer and recipient are introduced. The proposer sends a matching offer to a specific recipient and that recipient will consider and then responds to that offer. If the recipient accepts the offer, the proposer and recipient are matched. Otherwise, they will not match, and the proposer will send an offer to another recipient. In this work, the proposer sends a matching offer to a recipient whose summation of scores is highest as possible and the recipient will accept that offer if two conditions are satisfied. That is, the selling price is higher than buying price and a summation of

scores from the perspective of this recipient is also highest as possible. If that proposer is rejected, he/she will send an offer to a recipient with the next highest score.

There possibly has multiple rounds in matching process, which one round will end if one-on-one peer matching is done as much as possible. After a certain round ends, each participant will update his/her power and do matching in the next round. The proposed matching process finishes when there is no more possible matching or exceed time.

4. Results And Discussion

The proposed matching mechanism is simulated in two scenarios. That is, when buyers are proposers and when sellers are proposers. This section compares matching results from these two scenarios.

In this simulation, there are three sellers and three buyers participating in the matching process. Table 1 and Table 2 show sellers' information and buyers' information respectively. The offered prices are randomized between utility buyback price which is 2.20 Baht/kWh and time-of-use (TOU) retail price which is 5.80 Baht/kWh. So, the exchanged price in peer-to-peer

Table 1 Sellers' information

Seller's ID	Offered power (kW)	Offered price (Baht/kWh)	Other information		
			Gen.type	%error _i	location
i = 1	5	3.37	Solar PV	11	(0,0)
i = 2	4	3.68	Solar PV	14	(3,3)
i = 3	6	4.29	Solar PV	20	(1,1)

Table 2 Buyers' information

Buyer's ID	Offered power (kW)	Offered price (Baht/kWh)	Other information	
			%error _j	location
j = 1	7	4.92	2.5	(3,4)
j = 2	5	5.34	1	(7,3)
j = 3	3	3.82	6	(5,2)

Table 3 Preference conditions of each seller

Seller's ID	Preference conditions of sellers		
	#1	#2	#3
i = 1	error _j ≤ 3%	-	-
i = 2	distance ≤ 2 km	error _j ≤ 5%	distance ≤ 5 km
i = 3	distance ≤ 3 km	-	-

Table 4 Preference conditions of each buyer

Buyer's ID	Preference conditions of buyers		
	#1	#2	#3
j = 1	gen. type. = wind	gen. type. = solar	distance ≤ 5 km
j = 2	error _i ≤ 15%	gen. type. = solar	-
j = 3	error _i ≤ 13%	-	-

market is bounded between 2.20 and 5.80 Baht/kWh which confirms that market participants will gain more economical benefit compared to a traditional energy trading scheme. Table 3 and Table 4 show preference conditions which are freely set by each seller and each buyer respectively. The preferences of participants include the types of generators, the distance between any two participants, and %error. Note that %error_i is an average error between forecasted power and actual exchange power of seller *i*. in the past and %error_j is an average error between forecasted power and actual exchange power of buyer *j*. in the past.

4.1 Simulation Results

After each participant manually selects their unique set of preference conditions with priority consideration as shown in Table 3 and Table 4, each seller exchanges his/her information in Table 1 with buyers. On the other hand, each buyer exchanges his/her information in Table 2 with buyers.

Then, each participant will rank and reorder their neighborhoods based on his/her preference conditions and neighborhoods' price respectively. $m_{i,j}, y_{i,j}, x_{i,j}$ are used to calculate a willing-to-match score given to all sellers by each buyer and $m_{j,i}, y_{j,i}, x_{j,i}$ are used to calculate a willing-to-match score given to all sellers by each seller.

Lastly, participants share a willing-to-match score with neighborhoods, calculate score summation of every possibility. Then start a matching process based on a proposed mechanism. The matching results when buyers are proposers and when sellers are proposers are shown in Table 5 and Table 6 respectively.

4.2 Discussion

From Table 5 and Table V, the matching results are identical whether buyers or sellers start the process. These results occur because the participants can be matched when both parties have the highest summation of scores as possible only. Although this proposed method secures

Table 5 Matching result when buyers are proposers

Round	Buyer's ID	Seller's ID	Matched power (kW)
1	1	2	5
1	2	1	4
2	1	3	3

Table 6 Matching result when sellers are proposers

Round	Buyer's ID	Seller's ID	Matched power (kW)
1	1	2	5
1	2	1	4
2	1	3	3

equality among sellers and buyers, participants might not match with the most preferred neighborhood. So, there is a trade-off between equality and individual preferred match.

5. Conclusion

This paper presents a matching mechanism for participants in a peer-to-peer energy market with consideration of participants' preferred preferences and the equality among them. From the simulation results, it was found that there was no difference in the matching results, regardless of whether the buyer or seller initiated the matching process. Therefore, it can be confirmed that equality is achieved between buyers and sellers in the market. However, the proposed mechanism requires all participants to choose their matches based on pairs with the highest summation of scores, which may differ from other research that allows participants to choose their own matches based on only individual preferences. Therefore, achieving equality may require some trade-off.

Since there is a possibility of obtaining equal summation of scores and not being able to decide which market participants should be matched, in the future work, other indicators may be included to making decisions in such cases. Additionally, the mechanism may need to consider the impact of peer-to-peer energy trading on low-voltage three-phase distribution systems which can affect the matching process and the amount of electricity that can be traded in the market.

References

- [1] IEA PVPS, Trends in Photovoltaic Applications 2019. 2019.
- [2] IHS Markit, "90 GW residential solar by 2021," 2018. <https://www.pveurope.eu/solar-modules/90-gw-residential-solar-2021>
- [3] IRENA, "Innovation landscape brief: Peer-to-peer electricity trading," Innov. Landsc. Br. Peer-to-peer Electr. trading, 2020.
- [4] J. Guerrero, B. Sok, A. C. Chapman, and G. Verbič, "Electrical-distance driven peer-to-peer energy trading in a low-voltage network," Appl. Energy, 2021, doi: 10.1016/j.apenergy.2021.116598.
- [5] Z. Zhao, F. Luo, C. Zhang, and G. Ranzi, "A social relationship preference aware peer-to-peer energy market for urban energy prosumers and consumers," IET Renew. Power Gener., 2022, doi: 10.1049/rpg2.12349.
- [6] M. Khorasany, A. Paudel, R. Razzaghi, and P. Siano, "A New Method for Peer Matching and Negotiation of Prosumers in Peer-to-Peer Energy Markets," IEEE Trans. Smart Grid, 2021, doi: 10.1109/TSG.2020.3048397.
- [7] Talari, S., et al., Mechanism design for decentralized peer-to-peer energy trading considering heterogeneous preferences. Sustainable Cities and Society, 2022.

**BreathSmart Pro+: นวัตกรรมเครื่องตรวจสอบสมรรถภาพและบริหารปอดพร้อมกับ
ตรวจวัดค่าความอิ่มตัวของออกซิเจนในเลือด (SpO2) สำหรับการฟื้นฟูหลังจาก COVID-19**

**BreathSmart Pro+: Innovative Breath Analysis and Lung Exercise Device
with Blood Oxygen Saturation (SpO2) Monitoring for Post-COVID-19 Recovery**

ศราวุธ ชัยมูล^{1*} ธเนศ คณะดี⁴ นงลักษณ์ เมธากาญจนศักดิ์² ฉัตรชัย พิมพ์ศักดิ์³ พิเชษฐ เรืองสุขสุด² ธนวรรณ ติรเมธา²

¹วิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์, ²คณะพยาบาลศาสตร์, ³คณะเทคนิคการแพทย์ มหาวิทยาลัยขอนแก่น

⁴คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลล้านนา ^{1*}E-mail: sarachai@kku.ac.th

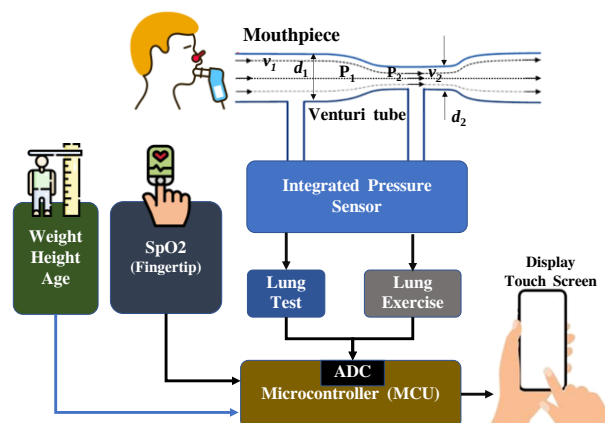
บทคัดย่อ

การฟื้นฟูปอดเป็นสิ่งสำคัญสำหรับผู้ป่วยที่เพิ่งฟื้นตัวจากโรค COVID-19 และมีอาการจากปอดอักเสบซึ่งกระบวนการฟื้นฟูปอดเกี่ยวข้องกับการเคลื่อนไหวหรือการออกกำลังกายที่จะช่วยส่งเสริมการฟื้นฟูความยืดหยุ่นในเนื้อเยื่อปอดและถุงลมให้กลับมามีความสามารถเต็มรูปแบบอีกครั้ง งานวิจัยนี้นำเสนอเครื่องตรวจสอบสมรรถภาพและบริหารปอดสำหรับผู้ป่วยที่หายจากโรค COVID-19 เพื่อส่งเสริมสมรรถภาพปอด การบริหารปอดอย่างต่อเนื่อง ผ่านการวัดปริมาณและอัตราการไหลของลมหายใจด้วยเซนเซอร์ที่วัดความแตกต่างของความดันอากาศ และในอุปกรณ์เดียวกันนี้ยังมีการประเมินความเข้มข้นของออกซิเจนในเลือด (SpO2) ซึ่งจะวัดระดับออกซิเจนที่ปลายนิ้ว ผลจากการทดสอบเทียบกับเครื่องมือมาตรฐานได้ค่า Peak flow และ ค่า Flow rate มีค่าความเที่ยงตรงอยู่ที่ 99% ขณะที่ค่า SpO2 มีค่าความผิดพลาดอยู่ในช่วง ± 1 ซึ่งจากผลการทดสอบสามารถนำไปใช้ในการส่งเสริมสุขภาพปอดและการประเมินค่า SpO2 ในผู้ป่วยที่กำลังพักฟื้นตัวหลังจากติดเชื้อ COVID-19 หรือผู้ที่มีปัญหาเกี่ยวกับระบบทางเดินหายใจได้อย่างสะดวกและง่ายยิ่งขึ้น ข้อมูลที่ได้ยังสามารถนำไปวิเคราะห์เชิงลึกเพื่อให้เข้าใจเพิ่มเติมเกี่ยวกับการทำงานของระบบทางเดินหายใจและสุขภาพปอดโดยรวมของผู้ป่วยได้อีกด้วย

คำสำคัญ: การฟื้นฟูปอด การฟื้นฟูหลัง COVID-19 การวิเคราะห์สมรรถภาพปอด เครื่องบริหารปอด

Abstract

It is essential to engage in lung rehabilitation for individuals who have recently recovered from COVID-19 and are experiencing pneumonia. The rehabilitation process involves incorporating movements or exercises that gradually promote the restoration of flexibility in the lung tissue and air sacs, allowing them to regain their full capacity. This research presents a device for analysis and managing lung capacity in patients who have recovered from COVID-19, aiming to promote lung function and continuous pulmonary rehabilitation. The same device also includes an evaluating of blood oxygen saturation levels by measuring the quantity and rate of airflow through sensors that detect air pressure differentials. Additionally, the concentration of



รูปที่ 1 แผนผังการทำงานของเครื่อง BreathSmart Pro+ สำหรับตรวจ
สมรรถภาพ บริหารปอดและค่า SpO2 สำหรับผู้ป่วยหลัง COVID-19

oxygen in the blood (SpO2) is measured through the assessment of oxygen levels at the fingertip. The test results compared to the standard instruments showed that the Peak Flow and Flow Rate values were within 99% accuracy. However, the SpO2 measurements had an error range of approximately ± 1 . This can be applied to patients to enhance their lung function assessment, pulmonary rehabilitation, and SpO2 evaluation, especially for those recovering from COVID-19 or individuals with respiratory system issues. It provides greater convenience in accessing these assessments, and the data can also be further analyzed to gain valuable insights into the overall respiratory system functioning and lung health of patients.

Keywords: Lung rehabilitation, COVID-19 recovery, Lung capacity analysis, Lung exercise device

1. บทนำ

การแพร่ระบาดที่รุนแรงของไวรัสโคโรนา 2019 (COVID-19) ทำให้เกิดการป่วยของระบบทางเดินหายใจ ซึ่งอาจเกิดปอดอักเสบอย่างรุนแรง และมีอาการหายใจล้มเหลวเฉียบพลันได้ ผู้ป่วยส่วนหนึ่งที่หายป่วยจากการติดเชื้ออาจพบรอยโรคเป็นพังผืดหรือแผลในปอด เกิดพยาธิ

สภาพที่เนือปอด หรือมีการทำลายเนื้อปอดมากขึ้น อาจทำให้สูญเสียความยืดหยุ่นทำให้สมรรถภาพปอดของผู้ป่วยลดลง [1]-[2] อีกทั้ง COVID-19 ยังมีโอกาสที่จะติดเชื้อซ้ำได้ จึงมีความจำเป็นที่ผู้ป่วยควรจะสามารถรับรู้สมรรถภาพปอดของตนเองและมีแนวทางในการฟื้นฟูสมรรถภาพปอดอย่างต่อเนื่องในรูปแบบที่เข้าถึงง่ายและสะดวก รวมทั้งการตรวจวัดค่าความเข้มข้นของออกซิเจนในเลือด (SpO2) [3]-[4] โดยทั่วไปการตรวจสมรรถภาพปอดนั้นผู้ป่วยจำเป็นต้องไปรับการตรวจที่โรงพยาบาล ซึ่งเป็นกระบวนการที่ต้องใช้เวลา เสียค่าใช้จ่ายหลายอย่าง และการพบปะผู้คนจำนวนมากอาจทำให้เกิดความเสี่ยงในการติดเชื้อเพิ่มขึ้นได้ และจากการศึกษาส่วนใหญ่พบว่า การตรวจสมรรถภาพปอดสามเดือนหลังจากผู้ป่วยออกจากโรงพยาบาล พบว่าปอดบวมเล็กน้อยถึงปานกลาง โดยถ้าหากการตรวจสมรรถภาพปอดซึ่งต้องดำเนินการหลังจากเอ็กซ์เรย์ทรวงอกพบความผิดปกติ ผู้ป่วยอาจมีอาการทุพพลภาพอย่างต่อเนื่อง ดังนั้นเมื่อผู้ป่วยจำหน่ายออกจากโรงพยาบาลครบสามเดือน จึงมีความจำเป็นที่ผู้ป่วยจะต้องได้รับการประเมินสมรรถภาพการทำงานของปอดและมีการฟื้นฟูสมรรถภาพของปอดร่วมด้วยเพื่อติดตามผู้ป่วยที่มีอาการเกี่ยวกับทางเดินหายใจภายหลังการติดเชื้อของโรค COVID-19

งานวิจัยนี้จึงนำเสนอเครื่องตรวจสอบสมรรถภาพและบริหารปอดทั้งที่เป็นแบบเรียบพื้นและเรีอริงโดยเฉพาะผู้ป่วยที่ได้รับการรักษาแล้วจาก COVID-19 เพื่อให้ผู้ป่วยสามารถตรวจสอบสมรรถภาพ บริหารและฟื้นฟูปอดโดยใช้ชื่อว่า BreathSmart Pro+ นอกจากนี้ ได้เพิ่มฟังก์ชันการตรวจวัดค่าความเข้มข้นของออกซิเจนในเลือด ในเครื่องเดียวกันเพื่อความสะดวกในการใช้งานซึ่งจะเป็นการส่งเสริมให้ผู้ป่วยได้ฟื้นฟูสมรรถภาพปอดด้วยตนเองที่บ้าน และเกิดความต่อเนื่องของการฟื้นฟูสมรรถภาพของปอด โดย BreathSmart Pro+ อาจจะแบ่งขั้นตอนการทดสอบออกเป็น 2 ส่วนหลักคือ เริ่มจากการทำต้นแบบและนำไปทำการสอบเทียบกับเครื่องมือวัดตามมาตรฐาน เมื่อได้ผลที่ดีและเพียงพอจะนำไปทดสอบกับคนต่อไปซึ่งในงานวิจัยจะอยู่ในขั้นตอนแรกซึ่งผลการทดสอบจะเป็นผลเทียบกับเครื่องมือวัดมาตรฐาน

2. การออกแบบและหลักการทำงาน

แผนผังการทำงานของ BreathSmart Pro+ แสดงดังรูปที่ 1 ประกอบด้วย ปากเป่า (Mouthpiece) เซ็นเซอร์วัดความดัน (Pressure sensor) เซ็นเซอร์วัดค่า SpO2 ไมโครคอนโทรลเลอร์ (Microcontroller: MCU) และหน้าจอแสดงผลและป้อนข้อมูล โดยปากเป่าจะออกแบบโดยใช้หลักการทำงานของท่อเวนตูรี (Venturi tube) ซึ่งเป็นอุปกรณ์วัดอัตราการไหลที่วัดได้ทั้งของเหลวและก๊าซ ทำงานโดยอาศัยทฤษฎีของเบอร์นูลลี (Bernoulli's theorem) หรือหลักการวัดความดันแตกต่าง โดยลมที่เป่าหรือดูดจะทำให้สมการของเวนตูรีซึ่งเป็นความสัมพันธ์ของความเร็ว (v) และความดัน (P) ของการเปลี่ยนแปลงของของไหลแสดงดังสมการที่ (1)

$$P_1 - P_2 = \Delta p = \frac{\rho}{2} v_2^2 - v_1^2 \quad (1)$$

เมื่อ P คือ ความดัน v คือ ความเร็ว และ ρ คือ ความหนาแน่นของของไหล โดยการตรวจสอบสมรรถภาพปอดจะทำการวัดปริมาตรและอัตราการ

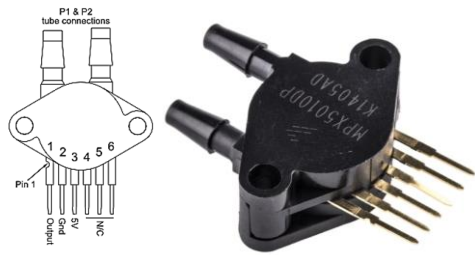
ไหลของลมหายใจที่ผ่านเข้า-ออกจากปอด ดังนั้น จากสมการของเวเนซูรี จะถูกแปลงเป็นการไหลของมวล (Mass flow rate - Q_m) ในหน่วย ลิตร ต่อวินาที (L/s) หรือลิตรต่อนาที (L/min) โดย $Q_m = \rho Q$ เมื่อ Q คือ อัตราการไหลเชิงปริมาตร แสดงดังสมการที่ (2) เมื่อ A_1 และ A_2 คือ พื้นที่หน้าตัดที่ d_1 และ d_2 ตามลำดับ

$$Q = \sqrt{\frac{2\Delta p}{\rho}} \frac{A_1}{\sqrt{(A_1/A_2)^2 - 1}} \quad (2)$$

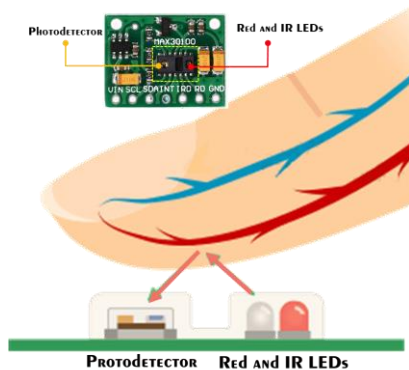
โดยปริมาณของ P_1 และ P_2 จะวัดผ่านเซนเซอร์วัดความดันซึ่งจะทำการแปลงแรงดัน (ในหน่วย kPa) เป็นแรงดันซึ่งขึ้นอยู่กับชนิดของเซนเซอร์ในที่นี้ใช้เซ็นเซอร์เบอร์ MPX5010DP ของบริษัท NXP แสดงโครงสร้างและรูปถ่ายดังรูปที่ 2 เซ็นเซอร์วัดความดัน MPX5010DP ใช้การทำงานตามหลักของพิเซโรไอโซซิสติค (Piezo resistivity) ซึ่งถูกฝังลงในแผ่นซิลิคอนภายในเซนเซอร์หากมีการปรับความดันที่แผ่นซิลิคอน แผ่นซิลิคอนจะโค้งงอลง ทำให้องค์ประกอบพิเศษไพโรซิสติคเกิดการยืดหยุ่น การยืดหยุ่นนี้จะทำให้ค่าความต้านทานขององค์ประกอบพิเศษไพโรซิสติคเปลี่ยนแปลง และค่าความต้านทานนี้จะถูกแปลงเป็นสัญญาณไฟฟ้าที่สัมพันธ์กับความดันที่ปรับได้ โดย MPX5010DP เป็นเซนเซอร์วัดความดันแบบหลายจุดและแบบเกจ (Differential and gauge pressure) ซึ่งเป็นความแตกต่างของความดันระหว่างจุดสองจุด มีสองพอร์ตที่เชื่อมต่อกับแหล่งความดัน คือพอร์ต P1 และ P2 ความแตกต่างความดันจะถูกปรับไว้ระหว่างพอร์ตทั้งสองและถูกแปลงเป็นสัญญาณแรงดันแอนะล็อกที่ขา 1 แรงดันที่ได้อ่านจะถูกแปลงและประมวลผลเป็นสัญญาณดิจิทัลผ่านตัวแปลงสัญญาณอนาล็อกเป็นดิจิทัล (Analog to digital converter: ADC) ขนาด 10 บิตภายในไมโครคอนโทรลเลอร์เบอร์ ATmega328 โดยข้อมูลที่ว่าจะได้จะต้องถูกปรับจนและเทียบค่าจากเครื่องมือวัดมาตรฐาน

ขณะที่การวัดระดับความเข้มข้นของออกซิเจนในเลือดจะทำให้ปลายนิ้วโดยใช้โมดูลที่ประกอบด้วยเซ็นเซอร์ MAX30100 ซึ่งจะปล่อยแสงสีแดงและอินฟราเรดจาก LED ที่ความยาวคลื่นประมาณ 750 นาโนเมตร ผ่านผิวหนัง เนื้อเยื่อ และเลือด ซึ่งแสงบางส่วนจะถูกดูดซึมโดยหลอดเลือด ในขณะที่เดียวกันส่วนที่เหลือจะสะท้อนกลับไปยังตัวรับที่ใช้โฟโตดีเทกเตอร์ (Photodetector) เมื่อมีการดูดซึมและสะท้อนแสงจำนวนแสงที่ดูดซึมและสะท้อนจะขึ้นอยู่กับระดับออกซิเจนในเลือดและอัตราการเต้นของหัวใจโดยวิธีการคำนวณจะใช้เทคนิค Photoplethysmography (PPG) [5] เพื่อวัดการเปลี่ยนแปลงของปริมาณเลือดและสร้างรูปร่างการเต้นของหัวใจ โดยวิเคราะห์ลักษณะของคลื่นหัวใจเพื่อคำนวณอัตราการเต้นของหัวใจซึ่งเป็นอัตราส่วนระหว่างแสงที่ดูดซึมและการสะท้อนที่สียาวต่าง ๆ จะถูกใช้ในการประมาณระดับออกซิเจนในเลือด หลักการทำงานและภาพถ่ายของโมดูล MAX30100 แสดงดังรูปที่ 3 และเนื่องจากเครื่อง BreathSmart Pro+ มี 3 ฟังก์ชันหลักในการทำงาน คือ

1. การตรวจสอบสมรรถภาพปอด ที่มีลักษณะการทำงานเหมือน สไปโรมิเตอร์ (Spirometer) [6] ที่ให้วัดปริมาตรของอากาศที่หายใจเข้า และออกจากปอดโดยวัดปริมาตรและอัตราการไหลของอากาศ (Air flow) ของอากาศที่ผู้เข้ารับการตรวจหายใจออกมาหรือหายใจเข้าไป และ Peak flow meter ซึ่งเป็นเครื่องตรวจสอบสมรรถภาพปอดเพื่อประเมิน



รูปที่ 2 โครงสร้างและภาพถ่ายของเซนเซอร์ MPX5010DP



รูปที่ 3 หลักการทำงานและภาพถ่ายของเซนเซอร์ MAX30100

ประสิทธิภาพของหลอดลม ค่าที่ได้จะบอกให้ทราบสภาวะหลอดลม เพราะหากพบว่าหลอดลมตีบหรือแคบลง ความเร็วของลมที่เป่าออกมาจะมีค่าที่ได้น้อย แต่ถ้าหากหลอดลมไม่ตีบค่าที่เป่าก็จะได้มาก อย่างไรก็ตามค่าที่ได้ยังขึ้นกับเพศ อายุ และส่วนสูง ซึ่งจะเป็นส่วนในการพิจารณาประกอบ

2. การบริหารปอด ซึ่งจะมีลักษณะการทำงานเหมือนเครื่อง Tri-Flow [7] ชนิดควบคุมการไหลเข้าของอากาศ (Flow dependent incentive spirometer) ซึ่งบ่งชี้ความลึกของการหายใจโดยประเมินจากอัตราการไหลของอากาศที่หายใจเข้าไปยังปอด ถ้าผู้ป่วยหายใจเข้าด้วยการไหลสูงขนาดหนึ่งผ่านทางท่อเวทอร์ที่กล่าวมาในข้างต้นก็จะเกิดความดันลบ (Negative pressure) ทำให้สามารถที่จะบอกระดับอัตราการไหลผ่านจอของเครื่องแทนการการแสดงผลแบบลูกบอลได้

3. การวัดระดับความเข้มข้นของออกซิเจนในเลือด ซึ่งสามารถวัดได้ทั้งค่าความเข้มข้นของออกซิเจนในเลือดและอัตราการเต้นของหัวใจ

ในการใช้งานทั้งหมดจำเป็นต้องมีส่วนของการป้อนข้อมูลผู้ทดสอบ และการเลือกฟังก์ชันผ่านหน้าจอแสดงผลแบบสัมผัส (Touch screen) ที่สามารถเลือกและการป้อนข้อมูลได้

3. วิธีการทดสอบ ผลการทดสอบและอภิปราย

ก่อนนำไปทดสอบกับผู้ป่วยจริง เครื่อง BreathSmart Pro+ จะต้องนำไปสอบฟังก์ชันต่าง ๆ เทียบกับเครื่องมือวัดมาตรฐาน ดังนี้

3.1 ค่า Peak Flow เทียบกับเครื่อง MicroLab 3500 Spirometer รุ่น MK 8 ยี่ห้อ CareFusion (<https://www.medisave.co.uk/>) ผลการทดสอบแสดงดังตารางที่ 1

3.2 ค่า Flow rate เทียบกับเครื่อง Spirometer รุ่น 22-2500 ยี่ห้อ Smiths Medical (<https://www.vitalitymedical.com/>) ผลการทดสอบแสดงดังตารางที่ 2

ตารางที่ 1 ผลการสอบเทียบค่า Peak flow เทียบกับเครื่อง MicroLab 3500 Spirometer รุ่น MK 8 ยี่ห้อ CareFusion

ค่าจาก เครื่อง มาตรฐาน (L/m)	ค่าที่วัดได้จาก BreathSmart Pro+ (L/m)						ค่าความ เที่ยงตรง เฉลี่ย (%)
	1	2	3	4	5	ค่าเฉลี่ย (L/m)	
300	305	302	301	303	303	302.8	99.07
400	404	403	405	401	402	403.0	99.25
500	505	501	509	503	504	504.4	99.12
600	602	604	604	603	605	603.6	99.4
ค่าความเที่ยงตรงเฉลี่ยรวม (%)							99.21

ตารางที่ 2 ผลการสอบเทียบค่า Flow rate เทียบกับเครื่อง Coach 2 Incentive Spirometer รุ่น 22-2500 ยี่ห้อ Smiths Medical

ค่าจาก เครื่อง มาตรฐาน (mL/s)	ค่าที่วัดได้จาก BreathSmart Pro+ (mL/s)						ค่าความ เที่ยงตรง เฉลี่ย (%)
	1	2	3	4	5	ค่าเฉลี่ย (mL/s)	
400	403	402	403	402	401	402.2	99.45
500	503	502	501	505	502	502.6	99.48
600	601	608	605	602	603	603.8	99.36
700	704	708	705	703	701	704.2	99.40
ค่าความเที่ยงตรงเฉลี่ยรวม (%)							99.42

ตารางที่ 3 ผลการสอบเทียบค่า Oxygen saturation เทียบกับเครื่อง Pulse Oximeter รุ่น CMS70A ยี่ห้อ CONTEC

ค่าจากเครื่อง มาตรฐาน (%)	ค่าที่วัดได้จาก BreathSmart Pro+ (%)						ค่า ผิดพลาด
	1	2	3	4	5	ค่าเฉลี่ย (%)	
97	98	97	97	98	98	97.6	+0.6
96	96	95	95	96	96	95.6	-0.5
96	95	96	97	97	95	96.0	0
98	99	98	99	97	97	98.0	0

3.3 ค่าความเข้มข้นของออกซิเจนในเลือด (SpO2) เทียบกับเครื่อง Pulse Oximeter รุ่น CMS70A ยี่ห้อ CONTEC (<https://www.contecmec.com/>) ผลการทดสอบแสดงดังตารางที่ 3

นอกจากนี้ ยังมีส่วนของการตรวจสอบคู่มือและขั้นตอนในการใช้เครื่องมือโดยให้ผู้เชี่ยวชาญจำนวน 3 ท่าน จากอาจารย์พยาบาลจากสาขาการพยาบาลผู้ใหญ่ 2 ท่านและพยาบาลวิชาชีพ หน่วยงานพยาบาลการตรวจสอบสมรรถภาพปอด 1 ท่าน โดยจะทำการทดสอบ 4 ฟังก์ชัน คือ (1) ฟังก์ชันการตรวจสอบสมรรถภาพปอด (2) ฟังก์ชันการบริหารปอด (3) ฟังก์ชันการตรวจวัดค่าความเข้มข้นของออกซิเจนในเลือด และ (4) การดูแลรักษาเครื่อง โดยค่าดัชนีความตรงตามเนื้อหา (Content validity index: CVI) คำนวณได้จาก

$$CVI = \frac{\text{ผลรวมคะแนนความคิดเห็นของผู้เชี่ยวชาญ}}{\text{จำนวนผู้เชี่ยวชาญ}} \quad (3)$$

ซึ่งคู่มือการใช้งานเครื่อง BreathSmart Pro+ ได้รับการตรวจสอบความตรงตามเนื้อหาจากผู้เชี่ยวชาญจำนวน 3 ท่าน มีค่าดัชนีความตรงเนื้อหา (CVI) เท่ากับ 0.93 ซึ่งแปลผลได้ว่า ค่าดัชนีความตรงตามเนื้อหาผ่านเกณฑ์คุณภาพ

จากผลการทดสอบฟังก์ชันต่าง ๆ ของเครื่อง BreathSmart Pro+ เทียบกับเครื่องมือวัดมาตรฐานพบว่าการทำงานมีความสอดคล้องถูกต้องและแม่นยำในระดับสูงกล่าวคือ ค่า Peak Flow และ Flow Rate มีความแม่นยำถึง 99% ขณะที่ค่าความเข้มข้นของออกซิเจนในเลือดแสดงช่วงข้อผิดพลาดประมาณมากที่สุด ± 0.6 หรือเกิน 99.3% ซึ่งแสดงให้เห็นว่าอุปกรณ์ที่นำเสนอมีความสามารถและความถูกต้องพร้อมที่จะนำไปทดสอบในขั้นต่อไป คือ การนำไปใช้ทดสอบกับผู้ใช้จริงตามระเบียบการวิจัยทางการแพทย์ซึ่งในบทความนี้ไม่ได้นำเสนอผลการทดสอบแต่จะแสดงรูปตัวอย่างของอุปกรณ์ หน้าจอ คู่มือและการนำไปทดสอบของนักศึกษาพยาบาล แสดงดังรูปที่ 4

4. สรุป

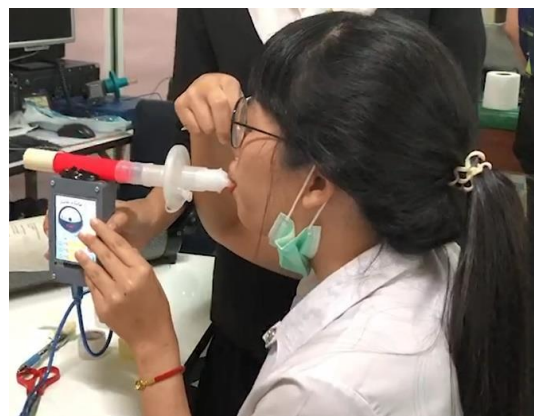
การฟื้นฟูสมรรถภาพปอดเป็นสิ่งสำคัญสำหรับผู้ที่ฟื้นตัวจาก COVID-19 ซึ่งเป็นการผสมผสานการเคลื่อนไหวและการออกกำลังกายอย่างค่อยเป็นค่อยไปเพื่อคืนความยืดหยุ่นในเนื้อเยื่อปอดและถุงลม ซึ่งจะช่วยให้สามารถฟื้นฟูสมรรถภาพได้เต็มที่ งานวิจัยนี้นำเสนออุปกรณ์ที่ออกแบบมาเพื่อวิเคราะห์ ประเมิน ส่งเสริมการทำงานของปอด และฟื้นฟูสมรรถภาพปอดในผู้ป่วยหลัง COVID-19 อย่างต่อเนื่อง อุปกรณ์จะทำการวัดปริมาณและอัตราการไหลของอากาศ และระดับความอิ่มตัวของออกซิเจนในเลือด จากผลการทดสอบเทียบกับเครื่องมือวัดมาตรฐานแสดงให้เห็นว่าอุปกรณ์ที่นำเสนอมีความถูกต้องแม่นยำที่สูงมากกว่า 99% ดังนั้น การนำอุปกรณ์นี้ไปใช้จะช่วยเพิ่มประสิทธิภาพการประเมินการทำงานของปอด ซึ่งเป็นประโยชน์ต่อการฟื้นฟูตัวและเสริมสร้างสมรรถนะการทำงานของปอดที่ดีของผู้ที่เคยป่วยด้วยโรค COVID-19 โดยมีวิธีการประเมินการทำงานของปอดและระดับความอิ่มตัวของออกซิเจน มีการใช้งานที่สามารถอำนวยความสะดวกในโปรแกรมการฟื้นฟูสมรรถภาพเฉพาะบุคคล และช่วยให้บุคลากรทางการแพทย์ติดตามความคืบหน้าของผู้ป่วยได้อย่างมีประสิทธิภาพมากขึ้น

กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยนี้ได้รับทุนอุดหนุนเงินรายได้คณะพยาบาลศาสตร์ มหาวิทยาลัยขอนแก่น ปีงบประมาณ 2564

เอกสารอ้างอิง

- [1] ตูลยชาติ โคตรโสกา และ วรวัฒน์ จำปาเงิน, “การฟื้นฟูสมรรถภาพปอดสำหรับผู้ป่วยโรค COVID-19,” ศรีนครินทร์เวชสาร, ปี 37, ฉบับที่ 6, หน้า 705-713, 2565.
- [2] เตชิต จิระวิทย์ชัย. (2563). การฟื้นฟูสมรรถภาพปอดสำหรับผู้ป่วยโควิด-19 [ออนไลน์]. หาดูได้: <https://kku.world/w0pzd>
- [3] นิธิพัฒน์ เจริญกุล. (2563). การดูแลสุขภาพปอดในสถานการณ์การระบาดของเชื้อ COVID-19 [ออนไลน์]. หาดูได้: <https://kku.world/rzbzn>



(ก)



(ข)



(ค)

รูปที่ 4 (ก) ตัวอย่างการทดสอบเครื่อง BreathSmart Pro+ (ข) หน้าจอแสดงผลและผลการวัด และ (ค) ตัวอย่างคู่มือการใช้งาน

- [4] ภรณ์พรพรพร พุฒวิชัยดิษฐ์, “การประเมินผลการดูแลรักษาผู้ป่วยโรคปอดอุดกั้นเรื้อรัง โรงพยาบาลหลวงพ่อบึง ในช่วงสถานการณ์ การแพร่ระบาดของโรคติดเชื้อไวรัสโคโรนา 2019 (COVID-19),” วารสารสุขภาพและสิ่งแวดล้อมศึกษา, ปี 7, ฉบับที่ 4, หน้า 51-63, ธ.ค. 2565.
- [5] “Photoplethysmogram.” Wikipedia, Wikimedia Foundation, 30 May 2023, en.wikipedia.org/wiki/Photoplethysmogram.
- [6] มูลนิธิสืมาลาอาชีวะ, แนวทางการตรวจและแปลผลสมรรถภาพปอดด้วยวิธีสไปโรเมตริย์ในงานอาชีวอนามัย, ชลบุรี: มูลนิธิสืมาลาอาชีวะ, 2561.
- [7] ReBRAIN. (2566). Triflow เครื่องบริหารปอด ตัวช่วยให้ปอดแข็งแรง โดยไม่ต้อง ออกกำลังกาย [ออนไลน์]. หาดูได้: <https://kku.world/0gm3e>

